

# A INFLUÊNCIA MACROECONÓMICA NO RISCO DE CRÉDITO

Rodrigo dos Santos Primor

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre  
em Gestão

Orientador:

Prof. Doutor Paulo Viegas de Carvalho, Prof. Auxiliar Convidado, ISCTE Business School,  
Departamento de Finanças

maio 2018

## Resumo

A investigação desenvolvida nesta dissertação analisa a previsão do incumprimento de pagamentos das empresas, contribuindo para a literatura sobre a matéria ao avaliar a influência macroeconómica na probabilidade de incumprimento das empresas nos diferentes países da Zona Euro, aspeto insuficientemente estudado até agora.

Para o efeito, são desenvolvidos vários modelos que utilizam variáveis que representam as características próprias de cada empresa (indicadores financeiros), bem como outras que identificam a conjuntura macroeconómica, em múltiplos anos. Tal foi possível através de uma estrutura de dados em painel, utilizando regressão logística, que cruzou a componente temporal com a informação financeira e macroeconómica anual, resultando numa amostra com mais de 500.000 observações.

Concluimos que as variáveis macroeconómicas têm influência no incumprimento das empresas não financeiras, e que a sua inclusão nos modelos comporta um aumento da capacidade preditiva dos mesmos.

Para além disso, relativamente ao incumprimento, verificamos que existem diferenças entre países, visto que as empresas de países do sul da Europa mais a Irlanda têm uma maior probabilidade de incumprir, relativamente aos do Norte.

O estudo do incumprimento empresarial tem vindo aumentar desde a crise de 2008. Pretendemos nesta dissertação contribuir para a riqueza da literatura que trata esta matéria em países europeus e desenvolver modelos que tenham relevância prática para diversos interessados.

**Palavras-chave:** incumprimento; macroeconomia; crise; zona euro.

**Classificação JEL:** G01, G33

## Abstract

The investigation discussed in this dissertation studies credit default of firms; it contributes to the literature on this subject when assessing the macroeconomic influence on the probability of default of firms in the different countries of the Euro Zone, which is a subject insufficiently studied until now.

To this end, we develop several models using both companies' financial information and macroeconomic variables, along multiple years. Such procedure was possible due to a panel data structure, using logistic regression, that crossed time with the variables information, resulting in a sample with more than 500.000 observations.

We conclude that macroeconomic variables affect credit default of non-financial firms, whereby their inclusion in the regressions implies an increase in the accuracy of the credit default forecasting models.

Additionally, we verify that there are differences among countries, concerning default, since firms in the southern European countries plus Ireland are more likely to default, compared to those in the north.

The research of corporate credit default has been increasing since the crisis of 2008. With this investigation, we intended to contribute to the literature on this topic and develop models that have both practical and universal usage.

**Key Words:** incumprimento; macroeconomia; crise; zona euro.

**JEL Classification:** G01, G33

## Agradecimentos

Quero agradecer aos meus familiares, que me apoiaram sempre nesta fase de tanto trabalho, especialmente à minha mãe, pela ajuda e por compreender melhor do que ninguém o quanto investi nesta tese e o quanto ela significa para mim. Agradeço também ao meu padrinho, por estar sempre disposto a ajudar e a sua intervenção ter sido importante;

À minha namorada Joana, pela paciência, compreensão e apoio ao longo deste ano;

Aos meus amigos que, pelas nossas vivências e pelo gosto comum de tocar e ouvir Música, me permitiram ter um “porto de abrigo” para momentos mais difíceis;

Ao Professor Paulo Carvalho, que esteve sempre presente e disponível para discutir ideias e ajudar em tudo o que fosse preciso, e sem o qual esta investigação não seria possível.

## Índice

1	Introdução.....	1
2	Revisão de literatura.....	3
2.1	A crise na Europa.....	3
2.2	Importância da medição do risco de crédito .....	4
2.3	Incumprimento e falência .....	5
2.3.1	Modelos clássicos para previsão de incumprimento e falências.....	6
2.3.2	Novas vertentes.....	10
2.3.2.1	Redes neuronais.....	10
2.3.2.2	Modelos <i>hazard</i> ou logísticos multi-período.....	11
2.3.3	Modelos com determinantes macroeconómicas .....	15
3	Formulação das hipóteses.....	19
4	Metodologia e dados .....	21
4.1	Quadro conceptual da investigação .....	21
4.2	Dados e fontes de informação .....	24
4.2.1	Seleção de variáveis.....	26
5	Resultados .....	33
5.1	Pré-estimação.....	33
5.2	Análise univariada .....	34
5.3	Modelos com variáveis financeiras .....	36
5.3.1	Modelos de base.....	36
5.3.2	Modelos com a inclusão do setor.....	38
5.3.3	Modelos com a inclusão da componente temporal .....	41
5.4	Inclusão das determinantes macroeconómicas .....	43
5.4.1	Modelos de base.....	43

---

5.4.2	Modelos com a inclusão do setor.....	47
6	Robustez dos resultados .....	52
6.1	Comentário sobre a variância explicada ao nível do painel .....	52
6.2	<i>Likelihood ratio test</i> .....	52
6.3	<i>AIC</i> e <i>BIC</i> .....	54
6.4	<i>Receiver Operator Characteristics (ROC)</i> – Poder de discriminação .....	56
6.5	Calibração.....	62
6.6	Discussão das hipóteses.....	63
7	Conclusão.....	65
8	Referências bibliográficas .....	67
	Anexos.....	71
1	Teste de Levene para igualdade de variâncias .....	71
2	<i>Variance Inflation Factor</i> .....	72
3	Coeficientes de correlação.....	73
4	Teste de Hausman.....	74
5	<i>Odds ratios</i> dos modelos com variáveis categóricas de setor.....	75
6	Teste de Wald para a igualdade de níveis da variável categórica <i>Sector</i> .....	76
7	Modelos com variáveis financeiras e categóricas de setor e tempo .....	77
8	Modelos com interações .....	79
9	Curvas <i>ROC</i> .....	83
10	Qualidade da calibração: <i>outcome</i> observado vs previsto .....	85

## Índice de Figuras

Figura 1 - Publicações de artigos sobre o tópico "Risco de crédito" .....	3
Figura 2 - Média do <i>House Price Index</i> e proporção de incumprimentos .....	44
Figura 3 – Curva ROC do modelo 1A .....	59

## Índice de Quadros

Quadro 1 - Comparação da capacidade preditiva dos modelos de Beaver (1966) e Altman (1968) .....	8
Quadro 2 - Precisão da previsão, em % - variáveis de Altman (1968) .....	13
Quadro 3 - Precisão da previsão, em % - variáveis de Zmijwski (1984) .....	13
Quadro 4 - Precisão da previsão utilizando variáveis de mercado e contabilísticas, em % ....	13
Quadro 5 - Número de empresas-ano, por país .....	26
Quadro 6 - Variáveis financeiras .....	27
Quadro 7 - Variáveis macroeconómicas .....	28
Quadro 8 - Médias nos grupos .....	31
Quadro 9 - Amostra para efeitos de estimação .....	35
Quadro 10 - Amostra para efeitos de validação .....	35
Quadro 11 - Modelos com variáveis financeiras .....	38
Quadro 12 - Modelos com variáveis financeiras e categóricas de setor .....	39
Quadro 13 - Modelos com variáveis financeiras e macroeconómicas .....	46
Quadro 14 - Modelos com variáveis financeiras, macroeconómicas e categóricas de setor ...	48
Quadro 15 - <i>Likelihood ratio test</i> .....	53
Quadro 16 - <i>Akaike Information Criterion e Bayesian Information Criterion</i> .....	55
Quadro 17 - Área por baixo da curva ROC e <i>Accuracy Ratio</i> .....	59
Quadro 18 - Teste para comparação da AUC .....	60

## 1 Introdução

A presente dissertação incide sobre os modelos de previsão do incumprimento de pagamentos. O principal objetivo de investigação é avaliar a influência da conjuntura macroeconómica sobre a probabilidade de incumprimento de empresas não-financeiras de onze países da Zona Euro.

A abordagem tradicional dos modelos de estimação do risco de crédito trata este fenómeno numa perspetiva nacional. O argumento para tal, reside na adequação do modelo às especificidades culturais, empresariais e económicas do país das empresas avaliadas. Ainda que este argumento seja válido, não deixa de ser também válido que tal abordagem acaba por secundarizar os efeitos macroeconómicos que potencialmente possam existir sobre o incumprimento, para além de condicionar comparações entre o risco de empresas em diferentes países e contextos macroeconómicos. Por exemplo, a divergência entre os aspetos culturais, empresariais e económicos dos países que integram a Zona Euro, juntamente com o contágio da crise financeira de 2008 e suas consequências, justificam que os modelos de previsão de incumprimento possam ser mesmo tratados num âmbito europeu. Para além disto, a escassez de literatura sobre risco de crédito, numa perspetiva multi-país justifica igualmente a relevância em estudar a previsão do incumprimento de empresas no espaço europeu, com aplicação transversal a praticamente todos os setores de atividade. Deste modo, esta investigação pretende tanto acrescentar valor à literatura existente, dado que são desenvolvidos modelos de previsão com maior abrangência ao nível de tipos de variáveis e espaço geográfico, como também garantir que existe utilidade prática no trabalho a desenvolver. Em particular, salienta-se a potencial aplicabilidade para uma medição do risco de crédito das carteiras de crédito dos bancos mais sensíveis à variação do risco sistemático.

Para a realização deste estudo, recolhemos informação de mais de 500.000 empresas e dados macroeconómicos de onze países da Zona Euro e utilizámos como abordagem econométrica a regressão logística, conseguindo, deste modo, estimar modelos que possuem uma capacidade de previsão relativamente elevada. Concluímos que as variáveis macroeconómicas influenciam o incumprimento empresarial e aumentam a capacidade preditiva dos modelos. Em particular verifica-se que um aumento da taxa de crescimento do PIB e da Inflação está negativamente relacionado com a probabilidade de incumprimento, ao passo que um aumento da taxa de juro praticada pelos bancos destinada ao empréstimo a empresas aumenta a probabilidade de incumprimento. Adicionalmente, também demonstrámos que existem diferenças no efeito das

próprias condicionantes macroeconómicas no incumprimento, entre diferentes países da Zona Euro.

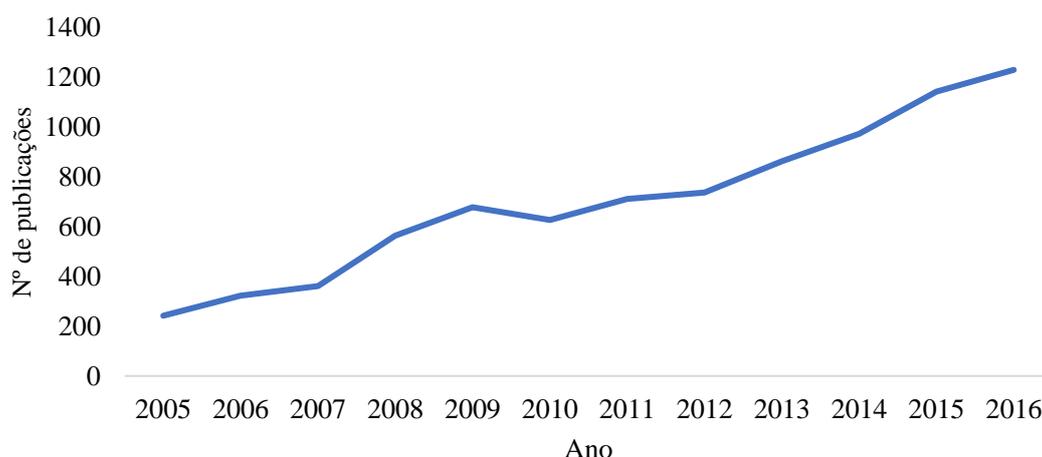
Esta dissertação está organizada da seguinte forma. Na secção 2 é desenvolvida a revisão de literatura relacionada com determinantes do risco de crédito e a previsão de incumprimentos. Na secção 3 são formuladas as hipóteses. Na secção 4 é discutida a metodologia, especificamente sendo apresentadas as variáveis utilizadas, a seleção da amostra e a abordagem econométrica. Na secção 5 são apresentados os principais resultados, sendo os modelos desenvolvidos, avaliados na secção 6. A sétima e última secção conclui a dissertação.

## 2 Revisão de literatura

Segundo Spuchl'áková *et al.* (2015), o risco de crédito pode ser definido como a incapacidade ou a falta de vontade de um cliente ou contraparte de fazer face às suas responsabilidades de pagamentos em termos de empréstimos, negociações, coberturas de risco, liquidações e outras transações financeiras. Segundo os autores, o risco de crédito pode ser considerado como um dos mais relevantes tipos de risco, dado que está associado a todos os ativos negociados. Por sua vez, Hartmann (2010) descreve complementarmente este risco do ponto de vista de um investidor, dado que “risco de crédito pode ser descrito como ganhos e perdas numa posição ou portfólio associado com o (atual ou esperado) cumprimento (ou não) das obrigações contratuais (como o pagamento de juros ou cupões e o reembolso da dívida)”.

Inúmeras outras definições têm surgido com o aumento do número de publicações relacionadas com o risco de crédito, desde a crise financeira de 2007/2008 (figura 1).

**Figura 1 - Publicações de artigos sobre o tópico "Risco de crédito"**



Fonte: Web of Science (2018). Cálculos de fonte própria.

### 2.1 A crise na Europa

Em 2007, o mundo conheceu o início daquela que seria uma das maiores crises económico-financeiras dos tempos modernos. A origem desta crise decorre de vários fatores, entre os quais se encontra uma política monetária expansionista que conduziu a liquidez excessiva, a securitização de hipotecas, em particular de caso de elevado risco de crédito, e correspondente uso inadequado de alguns produtos financeiros derivados. Para além disso, a avaliação incorreta

das agências de *rating* relativamente a determinados produtos financeiros de má qualidade permitiu que estes fossem livremente transacionados no mercado (Choi, 2013).

O alastramento da crise para a Europa ocorreu rapidamente devido ao processo de desregulamentação que se tornou recorrente no mundo inteiro. Para além disso, a política monetária até então seguida pelos bancos centrais de uma forma geral facilitou o investimento em produtos arriscados, o que levou à tomada de posições de risco, principalmente por gestores de empresas de países do sul da Europa. Os investidores institucionais começaram a ter um papel preponderante nas grandes empresas destes países e, como tal, passaram a influenciar as decisões de investimento. De acordo com Díez-Esteban *et al.* (2016), esta poderá ser a causa do risco excessivo a que essas empresas estavam expostas. Estes autores sugerem a hipótese do momento de Minsky (1986) como uma das causas da crise. Esta hipótese consiste na combinação entre um crescimento rápido da economia antes de uma crise e a falta de mecanismos de controlo, que posteriormente poderão originar uma depressão, devido ao incumprimento por parte das entidades que detêm dívida em excesso e posterior venda de títulos de alto risco. Segundo os autores, esta hipótese é normalmente aceite como causa da crise de 2007, que despertou com a explosão de uma “bolha” financeira, seguida por um grande número de falências de empresas. Os investidores institucionais e os bancos, ao fugirem do seu papel tradicional e influenciarem as decisões de investimento das empresas, contribuíram igualmente para este desfecho.

Adicionalmente, os mesmos autores demonstraram que uma evolução positiva do PIB influencia positivamente a tomada de posições de risco nas empresas, sendo que, em momentos de abrandamento económico e de taxas de juro baixas, as empresas não incorrem em riscos financeiros elevados.

## **2.2 Importância da medição do risco de crédito**

Compreender as determinantes de risco de crédito, i.e., os fatores que caracterizam as empresas previamente à ocorrência do *default*, é um objetivo primordial no sentido de perceber por que é que algumas empresas entram em incumprimento e posteriormente em falência. Esta compreensão é igualmente essencial para alcançar estabilidade financeira, como é constatado por Bonfim (2009).

Depois da crise de 2007 com o epicentro nos EUA, tem havido progressivamente mais enfoque na identificação dos momentos críticos associados ao risco de crédito e efeito das consequências da materialização deste risco.

No entanto, o estudo nesta temática não teve início recente. Vários autores como Beaver (1966), Altman (1968) e Ohlson (1980) desenvolveram modelos baseados em rácios de modo a estudar e prever a falência de empresas. No caso de Altman (1968), foi introduzido pela primeira vez um modelo que permite obter objetivamente um indicador único para quantificar o risco de falência (*Z-score*). Posteriormente à sua criação, este modelo deu lugar a novas abordagens, ainda que, como Sherbo e Smith (2013) comprovam, com 45 anos de vida o *Z-score* ainda é útil na avaliação da saúde financeira de empresas e previsão de falências. No entanto, os modelos puramente baseados em rácios financeiros e informação de mercado, apresentam algumas limitações que podem impedir a realização de futuras investigações, tais como:

- a) Desatualização dos dados contabilísticos;
- b) Exclusão de dados macroeconómicos.

Apesar de já haver investigação neste domínio com bastante credibilidade, Tian & Yu (2017) afirmam que o foco principal consiste na análise de empresas americanas, sendo que a literatura sobre o mercado internacional é escassa. Apesar da aplicação simples e generalizada do *Z-Score* de Altman (1968), bem como dos resultados fidedignos que nalguns casos podem ser obtidos, estes autores apontam determinados aspetos considerados fulcrais para estudar a previsão de falências no mercado internacional, nomeadamente:

- Quais são os rácios financeiros chave para prever as falências no mercado internacional?
- Qual é a capacidade dos modelos de previsão em identificarem fora da amostra de desenvolvimento?
- A capacidade do modelo varia consoante o horizonte de previsão?

Os principais modelos de previsão em termos desta matéria, as suas evoluções e forças e fraquezas são analisados mais detalhadamente na subsecção seguinte.

### **2.3 Incumprimento e falência**

Existem várias definições na literatura para incumprimento e falência, sendo que algumas têm um carácter legal e outras são mais relacionadas com especificidades contabilísticas. Ward & Foster (1997) definem falência económica de uma empresa com uma de três situações:

- Património líquido negativo;
- Incapacidade de pagar dívidas quando estas vencem (incumprimento);
- Definição legal cuja determinada empresa continua a operar ou liquida sob proteção de tribunal (definição legal)

Estes autores defendem que para os modelos de previsão de “*stress* financeiro” deve ser utilizado como variável endógena, ao invés da definição legal de falência, o conceito de incumprimento ou os dois em conjunto. Os autores afirmam que esta é uma solução mais válida para os modelos e de informação mais útil para os credores, do que a obtida nos modelos que utilizam apenas a definição legal como variável independente. O incumprimento é definido assim como uma das possíveis situações de falência.

Também Tinoco & Wilson (2013) criticam o uso da definição legal de falência nos modelos de previsão devido a dois fatores: 1) desfasamento temporal entre o período em que uma empresa entra em *stress* financeiro e o momento em que é declarada falência legal; 2) uma empresa com dificuldades financeiras, que levem ao incumprimento das suas obrigações, não significa necessariamente que a empresa “entrará” em falência.

De acordo com Chava & Jarrow (2004), o incumprimento é a condição em que uma empresa se encontra quando atrasa ou falha um pagamento de dívida. Estes autores definem falência como a situação em que uma empresa se encontra quando preenche os impressos dos capítulos 7 e 11 do Código de Falências dos Estados Unidos. Apesar de serem conceitos diferentes e Chava & Jarrow (2004) afirmarem que as diferenças subtis entre incumprimento e falência são importantes, existem algumas semelhanças em termos da essência do conceito. No fundo, ambos são reveladores de incapacidade financeira de determinada empresa.

### **2.3.1 Modelos clássicos para previsão de incumprimentos e falências**

O primeiro estudo com destaque sobre esta matéria é realizado por Beaver (1966), que desenvolve uma análise sobre uma amostra emparelhada em que, para cada empresa falida, é selecionada uma outra empresa não falida, do mesmo setor e com um tamanho de ativo semelhante (i.e., uma amostra emparelhada). Este estudo permite obter conclusões interessantes sobre as empresas falidas e não falidas, dado que os rácios de ambas apresentavam valores bastante diferentes. A média dos rácios analisados individualmente mostra a existência de uma

deterioração dos mesmos durante um período de cinco anos antes da falência das empresas, ao contrário da restante amostra (empresas “saudáveis”), que evidencia uma redução aproximadamente nula nos indicadores em análise. O rácio  $\frac{Cash-Flow}{Dívida\ Total}$  é considerado o melhor para prever falências, ao passo que o ativo total é considerado o fator menos importante.

Segundo Jayasekera (2018), a abordagem de Beaver (1966) na seleção da amostra serviu para eliminar o efeito do tamanho da empresa e indústria. No entanto, existe uma limitação nesta abordagem visto deixar de ser possível contar com esses fatores para fazer previsões. Outra limitação da abordagem de Beaver (1966), segundo Jayasekera (2018), reside no facto de a amostra de empresas ter sido extraída do *Moody's Industrial Manual*, excluindo empresas privadas e não-industriais, o que origina limitações em termos de inferências estatísticas.

Jayasekera (2018) indica mais três limitações no trabalho de Beaver (1966):

- a) Nenhuma medida de dispersão é incluída;
- b) A média é altamente influenciada por valores extremos;
- c) A natureza binária dos resultados que reduz os “outputs” a dois estados determinísticos: falência ou não-falência.

Posteriormente ao estudo de Beaver (1966), Altman (1968) publica um trabalho que, de algum modo, veio dar continuidade à investigação iniciada por Beaver (1966), embora sejam agora consideradas diversas variáveis com base numa Análise Discriminante Múltipla. Tal como Beaver (1966), Altman (1968) utiliza uma amostra emparelhada composta por 66 empresas, 33 falidas entre 1946 e 1965 e outras 33 designadas como saudáveis.

Primeiramente são considerados vinte e dois rácios calculados utilizando as demonstrações financeiras das empresas e, após a verificação da respetiva significância estatística, apenas restam cinco. Os rácios no modelo final são X<sub>1</sub>: *Working Capital*/Ativo Total; X<sub>2</sub>: Resultados retidos/Ativo Total; X<sub>3</sub>: Resultados antes de juros e impostos/Ativo Total; X<sub>4</sub>: Valor de mercado do capital próprio/valor contabilístico da dívida total e por fim, X<sub>5</sub>: Vendas/Ativo Total.

O autor obtém um modelo que, através de cinco rácios e de um *score* obtido pela ponderação desses mesmos rácios, prevê a falência de empresas com grande precisão num horizonte temporal de um e dois anos. Com um *score* superior a 2,99, nenhuma empresa faliu, mas faliram todas com um *score* inferior a 1,81. O intervalo entre estes dois valores é apelidado de “Zona de incerteza”, dado que o erro de classificação de empresas é elevado neste espaço. A

capacidade preditiva do modelo diminui à medida que se aumenta o horizonte temporal, como afirma o próprio autor, o que gera alguma imprecisão nas previsões a longo prazo.

É possível observar no quadro 1 que os modelos apresentam uma excelente capacidade preditiva no primeiro ano antes da falência, mas em seguida revelam um decréscimo dessa capacidade até ao 4º ano, comprovando a sua utilidade mais para o curto prazo. Para além disso, parece um pouco irrealista que uma análise univariada, como a de Beaver (1966), proporcione melhores resultados do que um modelo multivariado (Altman), algo que Jayasekera (2018) afirma ter origem em possíveis distorções causadas pelos procedimentos contabilísticos que influenciam os rácios do *Z-score*. As mesmas distorções não acontecem nos rácios de Beaver (1966), porque são baseados maioritariamente no *cash-flow*, que é menos suscetível de manipulações contabilísticas.

**Quadro 1 - Comparação da capacidade preditiva dos modelos de Beaver (1966) e Altman (1968)**

	Beaver	Altman (Z-Score)
1.º ano antes da falência	87 %	94 %
2.º ano antes da falência	79 %	72 %
3.º ano antes da falência	77 %	48 %
4.º ano antes da falência	76 %	29 %
5.º ano antes da falência	78%	36 %

Fonte: Jayasekera (2018)

Já nos anos setenta do século passado, Merton (1974) introduz uma abordagem diferente, mas inovadora, no que respeita à previsão de falências. Tal abordagem pertence aos modelos estruturais do risco de crédito, segundo os quais o incumprimento ocorre quando os ativos de uma empresa atingem um valor muito baixo comparativamente ao valor do passivo. Em concreto, a análise de Merton (análise BSM) baseia-se na teoria de preços de opções de Black & Scholes (1973), sendo as empresas analisadas como se de uma opção se tratassem. O desenvolvimento do modelo de Merton (1974) admite alguns pressupostos, também discutidos por Bharath & Shumway (2004), sendo os principais:

- O valor total da empresa e da sua dívida assumem um movimento *browniano* geométrico;

- A empresa tem como dívida apenas uma obrigação com maturidade dentro de T períodos.

Sob estes pressupostos, o capital próprio (E) de uma empresa é uma opção *call* com o preço de exercício igual ao valor facial da dívida da empresa (F) e um *time-to-maturity* de T (Bharath & Shumway, 2004). Essa opção permite que, após paga a dívida aos credores, os acionistas readquiram o controlo da empresa que, entretanto, tinha ficado condicionado pela existência de dívida. O valor de mercado da empresa (V) corresponde à soma entre o valor de mercado da sua dívida e o do capital próprio. Se  $V > F$ , a empresa não incumpe. No caso de  $V < F$ , a empresa incumpe, o que resulta na tomada de posse da empresa pelos detentores de obrigações, ficando os acionistas sem receber nada.

Mais recentemente, Ohlson (1980) desenvolve um modelo de previsão de falência com base em nove variáveis, tendo como referência o número de vezes que as mesmas foram referenciadas na literatura. Estas variáveis consistem em indicadores de tamanho, alavancagem, liquidez e desempenho da empresa.

O autor, que tratou o incumprimento como um evento binário, utiliza pela primeira vez a regressão logística para determinar a falência de empresas. Para o efeito, analisa uma amostra de 105 empresas falidas e 2058 empresas não falidas entre 1970 e 1976, sendo estimados 3 modelos. O primeiro é destinado a prever falências dentro de um ano, o segundo prevê falências dentro de dois anos e o terceiro modelo prevê falências dentro de um ou dois anos. O autor conclui que existem quatro fatores importantes para a avaliação da probabilidade de falência: o tamanho da empresa, a estrutura financeira refletida como medida de alavancagem, a *performance* e liquidez corrente.

Da investigação deste autor, resulta um modelo com características diferenciadoras face às abordagens existentes até então, pois o *output* materializa-se numa probabilidade de falência, algo que o modelo de Altman (1968) não apresenta. Para além disso, o modelo de Ohlson (1980) é aplicável a empresas não cotadas em bolsa, evidenciando uma maior facilidade e universalidade de utilização face ao modelo Black-Scholes-Merton (1974). Adicionalmente, por usar o modelo *logit*, não está condicionado a outras abordagens que requerem que as variáveis tenham uma distribuição aproximadamente normal.

Zmijewski (1984) utiliza um modelo semelhante a Ohlson (1980). A regressão *probit* foi a utilizada por este autor, sendo que esta se assemelha à regressão logística pelo facto de a variável endógena ser binária. No entanto, as probabilidades modeladas por este modelo

assumem uma distribuição normal. Este autor concluiu que os modelos de previsão de falência baseados em amostras não aleatórias resultavam em coeficientes e probabilidades enviesadas.

Os estudos de Ohlson (1980) e Zmijewski (1984) foram pontos de partida para modelos que se baseariam cada vez mais em probabilidades e não tanto na análise discriminante. Contudo, estes primeiros modelos não tiveram em consideração a potencial contribuição do contexto macroeconómico para influenciar o risco de incumprimento. Tal aspeto é introduzido apenas em estudos mais recentes (Bunn & Redwood, 2003; Bonfim, 2009; Bruneau *et al.*, 2012; Tinoco & Wilson, 2013).

### 2.3.2 Novas vertentes

Com o crescimento de inovações na área tecnológica durante as décadas de 80 e 90, o poder dos computadores contagiou todo o mundo, sendo a sua utilização cada vez mais frequente na ciência. Deste modo, também os modelos de previsão de incumprimento evoluíram no sentido de poderem utilizar grandes quantidades de informação e beneficiarem de processos e algoritmos que no passado dificilmente poderiam ser desenvolvidos.

#### 2.3.2.1 Redes Neurais

Coats & Fant (1993) introduzem uma nova abordagem na modelização do risco de crédito, ao utilizarem o conceito de redes neuronais para prever a falência de empresas. As redes neuronais foram introduzidas para identificar, por exemplo, sinais de dificuldades financeiras em empresas, com um procedimento semelhante ao de um cérebro humano (Aziz & Dar, 2011). O cérebro é composto por neurónios, chamados de “nós” em neurociência, podendo cada “nó” juntar-se ou converter sinais de *input* num único sinal de *output* através de interconexões ponderadas.

No caso específico da previsão de falências, os modelos são treinados a partir de dados financeiros históricos de várias empresas sob a forma de rácios (*input*), sendo que parte destas empresas são candidatas a terem dificuldades financeiras e as restantes não. Em conjunto, os *inputs* representam um padrão a ser estudado pela rede, convertendo-se posteriormente num único *output*, que neste caso poderá indicar a falência de determinada empresa. Das vantagens apontadas às redes neuronais, encontra-se o facto de não terem restrições de linearidade e

poderem tratar dados qualitativos como se de informação numérica se tratassem (Coats & Fant, 1993).

### 2.3.2.2 Modelos *Hazard* ou logísticos multi-período

Para além dos modelos apresentados anteriormente, uma nova vertente de previsão de falências surgiu mais tarde através dos conceitos introduzidos por Kiefer (1988) e Lancaster (1990) denominados de modelos *Hazard* e que são exaustivamente explorados por Shumway (2001). Esta vertente surge como uma extensão da regressão logística clássica, sendo que neste caso são tratados vários pontos temporais. A simplicidade dos modelos estáticos (nome dado por Shumway (2001) aos modelos que tratam apenas um período), resulta na omissão de fatores importantes e deste modo surgem enviesamentos, dado que não são consideradas as empresas que não entram em falência, mas que estão em risco.

Em termos econométricos, Shumway (2001) aponta três razões para preferir modelos *Hazard* em detrimento dos modelos estáticos para a previsão de falências:

1. Os modelos estáticos falham no controlo do período de risco de cada empresa. Por um lado, algumas empresas “entregam” o pedido de falência após permanecerem muitos anos em situação de risco. Por outro lado, existem empresas que entram em falência logo no primeiro ano em situação de risco. Tal lacuna cria, inevitavelmente, um enviesamento de seleção. Os modelos estáticos não se ajustam a esta situação, ao contrário dos modelos *Hazard*, que se ajustam automaticamente.
2. Os modelos *Hazard* podem incorporar variáveis explicativas que se alteram ao longo do tempo. Estes exploram as séries de tempo de cada empresa incluindo observações anuais como variáveis dinâmicas.  
Como o autor salienta, estes modelos podem, ao contrário dos modelos estáticos, incluir variáveis macroeconómicas que são iguais para todas as empresas num determinado ponto no tempo, mas que mudam ao longo do tempo. Para além disto, é possível considerar a idade das empresas como uma variável explicativa.
3. Os modelos *Hazard* concebem previsões fora da amostra mais eficientes pelo facto de utilizarem muitos mais dados, nomeadamente ao usar dados em painel. Tal acontece porque estes modelos podem ser interpretados como um modelo logístico binário que

inclui cada “empresa-ano” como uma observação em separado, o que significa que se existirem por exemplo quinze anos de dados financeiros, está disponível cerca de quinze vezes mais informação para estimar o modelo *Hazard* do que para estimar o modelo estático, resultando em maior consistência na estimação de parâmetros e, conseqüentemente, na precisão de previsões.

Para além das razões descritas anteriormente, Shumway (2001) afirma que cerca de metade das variáveis utilizadas nos modelos clássicos de previsão de incumprimento não estão estatisticamente relacionadas com falência, pelo que este autor pondera a utilização de variáveis contabilísticas juntamente com variáveis de mercado. As variáveis financeiras de cada empresa utilizadas por Shumway (2001) estão em linha com as utilizadas por Altman (1968) e Zmijewski (1984), representando o tamanho da empresa, os resultados transitados e o desvio padrão do retorno das ações de cada uma das empresas o valor de mercado. O autor chega à conclusão de que um modelo baseado apenas em variáveis de natureza financeira/contabilística não é tão preciso como um modelo que combine as mesmas com variáveis de mercado.

Os quadros 2, 3 e 4 apresentam uma comparação da precisão de várias destas abordagens em previsões fora da amostra. Para o efeito, é identificada a percentagem de empresas falidas classificadas nos cinco decis de probabilidade de falência mais elevados. Observando o quadro 2, é possível afirmar que o modelo *Hazard* tem um desempenho superior ao modelo estático (análise discriminante) utilizando as variáveis de Altman (1968) pelo facto de classificar quase 70 % das empresas falidas no decil da probabilidade de falência mais elevada. Quando se compara o modelo estático utilizando as variáveis de Zmijewski (1984) com o modelo *Hazard* que utiliza as mesmas variáveis (quadro 3), pode verificar-se que a diferença é menor, pelo facto de classificar praticamente a mesma percentagem de empresas falidas no decil de probabilidade de falência mais elevado. Por fim, no quadro 4 pode constatar-se que Shumway (2001) construiu um modelo bastante preciso utilizando variáveis contabilísticas e de mercado. Quando se combinam os dois tipos de variáveis, o modelo classifica 75% das empresas falidas no decil de probabilidade mais elevado e classifica apenas 3,5 % das empresas abaixo da mediana de probabilidade de falência, evidenciando a grande utilidade e rigor deste tipo de modelos ao utilizar variáveis desta natureza.

**Quadro 2 - Precisão da previsão, em % - variáveis de Altman (1968)**

Decil	Altman (%)	Hazard (%)
1	42,3	67,6
2	12,6	15,3
3	12,6	3,6
4	9,0	3,6
5	8,1	3,6
6-10	15,4	6,3

Fonte: Shumway (2001)

**Quadro 3 - Precisão da previsão, em % - variáveis de Zmijewski (1984)**

Decil	Zmijewski (%)	Hazard (%)
1	54,1	55,0
2	19,8	15,3
3	8,1	10,8
4	4,5	8,1
5	5,4	0,9
6-10	8,1	9,9

Fonte: Shumway (2001)

**Quadro 4 - Precisão da previsão utilizando variáveis de mercado e contábilísticas, em %**

Decil	Hazard - Variáveis de mercado	Hazard - Variáveis contábilísticas e de mercado
1	69,0	75,0
2	10,6	12,5
3	7,8	6,3
4	5,0	1,8
5	2,8	0,9
6-10	4,8	3,5

Fonte: Shumway (2001)

Apesar da superioridade da abordagem de Shumway (2001), tanto em termos práticos como em riqueza científica, algumas particularidades do modelo são discutidas por Campbell *et al.* (2008), embora utilizem uma abordagem semelhante, ainda que com algumas alterações. Os autores começam por definir as empresas que entraram em falência entre 1963 e 1998 e, seguindo o método convencional, definiram como falidas todas as empresas que entraram em falência legal conforme os termos dos capítulos 7 e 11 do Código de Falência dos Estados Unidos da América. Para além deste pressuposto, é assumido que todas as empresas com *rating* “D” (i.e., com obrigações em *default*) são classificadas da mesma forma. Deste modo, a definição de falência/incumprimento definida por Campbell *et al.* (2008) é mais ampla do que a de Shumway (2001). Embora Shumway (2001) denomine de modelo *Hazard* a função que

utiliza, este também interpretou o modelo como um modelo logístico dinâmico, que Campbell *et al.* (2008) posteriormente utilizam.

A diferença entre os métodos utilizados nos dois artigos, reside no facto de Campbell *et al.* (2008) considerarem apropriado modificar as variáveis independentes de Shumway (2001), de modo a que estas espelhem a perceção de cada empresa pelo mercado, utilizando, por exemplo, o valor de mercado do capital próprio. Para além disso, são acrescentadas novas variáveis, como o rácio *market-to-book value*, que exprime o valor relativo atribuído à empresa pelos acionistas. Campbell *et al.* (2008) concluem que o seu modelo tem uma melhor capacidade explicativa do que o construído por Shumway (2001), sendo que tal foi comprovado pelo coeficiente  $R^2$  de McFadden, que aumentou de 0,27 para 0,31 na previsão de falências entre 1963 e 1998.

Pelo facto de Campbell *et al.* (2008) usarem um modelo logístico dinâmico, foi necessário utilizar o tempo como variável, conjugada com as empresas observadas e, ao contrário de Shumway (2001), utilizam “empresas-mês” e não “empresas-ano”, o que permite obter uma amostra com mais de um milhão de observações. No horizonte de projeção de incumprimento a um mês os resultados são bons e o modelo explica sensivelmente 30% da variação do risco de incumprimento.

Os resultados dos modelos anteriores podem ser apresentados de forma integrada, com os rácios financeiros agrupados como medidores de 5 categorias (Drake, 2010): Liquidez, Rendibilidade, Atividade, Alavancagem e *Return on investment*.

De acordo com os estudos apresentados por Altman (1968), Ohlson (1980) e Zmijewski (1984), quanto maior for a liquidez maior será a capacidade de uma empresa cumprir as suas obrigações de curto prazo, ou seja, menor a probabilidade de incumprir/falir. Em termos de rendibilidade, os resultados também indicam que as empresas com valores mais elevados em rácios deste tipo estão menos suscetíveis a incumprir, tal como naquelas que apresentam maiores retornos em termos de investimento. Os indicadores de atividade, nomeadamente aqueles que demonstram a eficiência dos ativos relativamente ao volume de negócios, também exibem uma correlação negativa com a probabilidade de incumprimento. Em sentido contrário, é demonstrado que quanto maior for o financiamento através de capital alheio, mais exposta fica a empresa à possibilidade de incumprir, ou seja, a alavancagem financeira está positivamente relacionada com o incumprimento. Para além disso, Ohlson (1980) e Shumway (2001) também encontraram evidência para afirmar que o tamanho da empresa é uma variável relevante em termos desta

matéria. Segundo estes autores, quanto maior é uma empresa, menos sujeita está a problemas que possam resultar no não cumprimento de obrigações.

A introdução de outro tipo de variáveis, particularmente macroeconómicas, em estudos sobre previsão do incumprimento é discutida na subsecção seguinte.

### 2.3.3 Modelos com determinantes macroeconómicas

Bunn & Redwood (2003) estudam as razões que mais influenciam o incumprimento empresarial no Reino Unido, utilizando variáveis financeiras e macroeconómicas com recurso à regressão *probit*. Estes autores concluem que baixas rendibilidades, baixas coberturas de juros e elevadas alavancagens de capital contribuem para o aumento da probabilidade de incumprimento. Contudo, também descobrem que, mesmo considerando informação contabilística das empresas, estas têm maior probabilidade de incumprir durante períodos de *downturn* económico. Adicionalmente, obtêm resultados que lhes permitem afirmar que as probabilidades de incumprimento são superiores em empresas mais pequenas, bem como naquelas que operam nos setores de construção e serviços financeiros.

Relativamente a Portugal, Bonfim (2009) também analisa as determinantes do risco de crédito. Em primeiro lugar, fá-lo a um nível agregado, estudando múltiplas variáveis macroeconómicas, e em segundo lugar, trata empiricamente a informação financeira de mais de 30.000 empresas, utilizando os dois tipos de variáveis, de modo a comparar o contributo de cada uma delas. Esta investigação foi conduzida de modo a serem elaborados modelos para previsão de incumprimentos de empresas portuguesas, com recurso a abordagens *probit* e *hazard*.

Segundo esta autora, existe uma relação muito próxima entre risco de crédito e a evolução do ambiente macroeconómico. Em períodos de elevado crescimento económico, normalmente existe um aumento de concessão de crédito, que é acompanhado por um incremento das taxas de incumprimento. No entanto, a autora também refere que, apesar de haver uma tendência para a tomada de posições de risco excessivo em períodos de crescimento positivo, os desequilíbrios provocados por essa situação só se materializam quando o crescimento económico abranda.

A autora considera as variáveis macroeconómicas como complementares a um modelo com indicadores das características intrínsecas das empresas. Apesar de dar bastante relevo às primeiras, Bonfim (2009) salienta que os indicadores financeiros é que determinam em último lugar o incumprimento de determinada empresa. Contudo, das variáveis estatisticamente

significativas que espelham o ambiente macroeconómico, todas expõem elevados efeitos marginais nas probabilidades de incumprimento, ou seja, quando são adicionadas aos modelos que já têm variáveis financeiras, as dinâmicas macroeconómicas oferecem uma contribuição adicional importante na explicação do incumprimento de empresas.

Os resultados obtidos sugerem que o crescimento do PIB e dos empréstimos são as variáveis que mais contribuem para o modelo de escolha discreta. Para além disso, em termos “micro”, a estrutura financeira, a liquidez e rendibilidade também influenciam as probabilidades de incumprimento. Também é referido que as determinantes de risco de crédito são diferentes consoante o setor de atividade.

Liou e Smith (2007) apontam vários indicadores macroeconómicos como bons preditores de incumprimento de empresas industriais do Reino Unido: PIB, índice de preços no retalho, índice de preços no produtor, taxa de juro, índice de produção industrial e o índice do mercado de ações. O melhor modelo obtido por estes autores classifica 67,4 % das empresas corretamente no seu grupo (falidas ou não falidas). No entanto, o mais curioso é que este modelo não evidencie uma grande melhoria de precisão de classificação das empresas, quando comparado com a análise univariada utilizando apenas o PIB, que classifica 64,1 % das empresas corretamente. Apesar de estes autores terem utilizado uma análise discriminante linear, abordagem que é criticada por Shumway (2001) e Jayasekera (2018), as variáveis e os resultados alcançados por Liou & Smith (2007) foram tidos em consideração, visto que afirmam que as variáveis macroeconómicas consistem num meio para aumentar a capacidade preditiva dos modelos, que é mais reduzida quando apenas são utilizados indicadores financeiros.

Por seu turno, Harada & Kageyama (2011) estudam a dinâmica das causas de falências no Japão, utilizando um modelo VAR (Vetores Auto-Regressivos). Neste modelo, são utilizadas na componente explicativa três variáveis macroeconómicas (PIB real, deflator do PIB e taxa de juro *overnight*), duas variáveis que representam a informação empresarial (taxa de lucro e o rácio de ativos de curto prazo relativamente aos passivos de curto prazo) e a taxa de incumprimento. A vantagem deste tipo de modelos consiste na possibilidade de todas as variáveis poderem ser tratadas como variáveis endógenas. Estes autores concluem que, no caso de um incremento na taxa de juro *overnight* japonesa, a probabilidade agregada de falência aumenta. Se houver um aumento no PIB real, taxa de lucro ou rácio de ativos de curto prazo relativamente aos passivos de curto prazo, a mesma probabilidade de falência diminui.

Também Bruneau *et al.* (2012), utilizando a abordagem de Shumway (2001) com um modelo logístico de múltiplos períodos, concluem que as condições macroeconómicas têm influência na taxa de falência das empresas em França. Tal é provado através do modelo referido anteriormente, utilizando dados macroeconómicos e rácios financeiros de 259.890 empresas francesas. É importante referir que os rácios financeiros foram diferidos um e dois anos face à data de falência de cada uma das empresas da amostra, porque a qualidade da informação contabilística do período imediatamente anterior à falência tem carácter dúbio, segundo os autores. Estes concluíram que a probabilidade de incumprimento diminui no caso de um incremento do *output gap* e da taxa de inflação, e aumenta quando a taxa de câmbio e a taxa de juro de longo prazo diminuem.

Castro (2013) analisa o impacto da conjuntura macroeconómica no sistema bancários dos países denominados PIIGS<sup>1</sup> e, mais uma vez, o PIB foi considerado uma variável com bastante importância no risco de crédito. Também os índices de ações, o preço dos imóveis e a taxa de câmbio real foram fundamentais para o estudo deste autor. Castro (2013) não observa as empresas ou outro agente económico em particular, mas sim todos os que são passíveis de se financiarem junto dos bancos, uma vez que a variável dependente se baseia em valores do balanço destes e as variáveis independentes são puramente macroeconómicas.

Tinoco & Wilson (2013) utilizam também um *framework* semelhante ao de Shumway (2001) e Campbell *et al.* (2008), considerando não só variáveis financeiras, mas também macroeconómicas e de mercado. É concluído que o rácio de cobertura de juros e o de liquidez estão relacionados negativamente com a probabilidade de incumprimento/falência. Por outro lado, quando o indicador de alavancagem aumenta, também aumenta a probabilidade referida. Contudo, os resultados obtidos em termos de variáveis macroeconómicas são considerados decepcionantes. Apesar de estes autores terem utilizado apenas dois deste tipo de indicadores, nomeadamente, o índice de preços no retalho e a taxa das obrigações do tesouro a três meses, a sua contribuição para a precisão dos modelos é muito reduzida, sendo neste caso as variáveis de mercado as que revelam melhor desempenho.

Uma análise preliminar que relaciona o ambiente macroeconómico com o risco de crédito reside na estrutura de capitais das empresas. Admitindo que a estrutura de capital, medida por  $\frac{\text{Passivo total}}{\text{Ativo total}}$ , é considerado um preditor de falências (Ohlson, 1980), então podem obter-se

---

<sup>1</sup> Portugal, Itália, Irlanda, Grécia e Espanha.

conclusões sobre o risco de crédito observando este indicador. Este rácio é avaliado por Daskalakis *et al.* (2017), que analisa o comportamento de PME's na Grécia entre 2004 e 2014 em termos de estrutura de capital, durante dois “estados” macroeconómicos distintos: crescimento e recessão. O objetivo principal foi analisar o efeito das variáveis específicas da empresa e macroeconómicas no indicador anterior, que funciona como *proxy* para o risco de crédito. Os resultados obtidos permitem concluir que as variáveis específicas das empresas explicam melhor o rácio identificado anteriormente em termos de curto prazo, durante o crescimento da economia. Porém, quando se analisa o período de recessão, são as variáveis macroeconómicas que explicam melhor o comportamento do rácio de estrutura de capital no mesmo horizonte temporal e, por sua vez, o risco de crédito. Em termos de longo prazo, as variáveis macroeconómicas são, para os estados dicotómicos de crescimento e recessão, as que têm maior capacidade explicativa e tornam-se ainda mais importantes durante períodos de crise.

Os autores apontam uma limitação neste estudo que motiva a investigação do efeito destas variáveis num contexto “multi-país”: os resultados aplicam-se apenas a um país em específico, neste caso a Grécia, o que significa que as conclusões estão restritas a economias com características similares a esta nação.

Tian & Yu (2017) utilizam modelos *Hazard* para estudar o incumprimento no Japão e em três países europeus: Alemanha, França e Reino-Unido. Os autores concluem que, para os países europeus, o rácio EBIT/TA e WC/TA têm uma relação negativa com a probabilidade de incumprimento, sendo que o rácio de solvabilidade tem uma relação positiva, ao contrário do Japão em que o coeficiente deste indicador é negativo.

### 3 Formulação das hipóteses

Como já foi salientado anteriormente, as variáveis macroeconómicas têm influência no risco de crédito de empresas e reforçam a qualidade dos modelos. No entanto, existe alguma escassez de literatura que trate o efeito de variáveis macroeconómicas no risco de crédito ou previsão de incumprimento que seja transversal a vários países, nomeadamente da Zona Euro (apenas a falência é discutida mais exaustivamente).

Deste modo, a primeira hipótese é definida no sentido de contribuir para a literatura existente, na medida em que se avaliará a influência da conjuntura macroeconómica quando se tratam, em simultâneo, empresas de diversos países.

**H<sub>1</sub>:** As variáveis macroeconómicas têm influência na previsão do incumprimento de empresas não-financeiras.

A possibilidade de as próprias variáveis macroeconómicas adicionarem poder preditivo aos modelos é uma questão que pode gerar interesse em termos práticos, para diversas entidades (e.g., instituições de crédito). Como tal, a segunda hipótese surge como uma extensão natural da primeira, sendo que a sua possível validação acrescentará um teor útil aos resultados da investigação.

**H<sub>2</sub>:** As variáveis macroeconómicas melhoram a capacidade preditiva dos modelos de incumprimento, nomeadamente em casos de modelos multi-país.

Os estudos referidos nas secções anteriores evidenciam uma preocupação em avaliar o risco de crédito na Europa pós-crise. Todavia, os autores apenas verificam o impacto a nível nacional (Bunn & Redwood, 2003; Liou & Smith, 2007; Bonfim, 2009; Bruneau *et al.* 2012; Tinoco & Wilson, 2013; Daskalakis *et al.*, 2017) e num determinado grupo de países com características e intervalos temporais muito específicos (Castro, 2013).

Infelizmente, e como Castro (2013) afirma, a obtenção de dados agregados para a comparação do risco de crédito em múltiplos países nem sempre é fácil. Mesmo assim, a terceira hipótese definida visa avaliar os diferentes comportamentos em termos de incumprimento em diferentes países da Zona Euro, quando na presença de indicadores macroeconómicos.

**H<sub>3</sub>:** O efeito das variáveis macroeconómicas difere entre os PIIGS e os restantes países da Zona Euro.

Bunn & Redwood (2003) e Bonfim (2009) afirmam que existem diferenças relativamente aos *drivers* de risco de crédito, concretamente, nos modelos de previsão de incumprimento em diferentes setores de atividade, em Inglaterra e Portugal, respetivamente. A quarta e última hipótese definida tem como objetivo permitir avaliar em que medida é que a presença do setor de atividade nos modelos multi-país melhora a capacidade de previsão.

**H<sub>4</sub>:** Uma variável categórica de setor aumenta a capacidade preditiva do modelo.

## 4 Metodologia e dados

### 4.1 Quadro conceptual da investigação

No sentido de recorrer às potencialidades que a dimensão temporal dos dados obtidos oferece, é utilizado um modelo longitudinal ou de dados em painel, metodologia recorrente na literatura mais recente sobre previsão de incumprimentos, nomeadamente Shumway (2001), Campbell *et al.* (2008), Bonfim (2009), Tinoco & Wilson (2013) e Tian & Yu (2017).

Green (2012) afirma que a análise de dados em painel permite estudar processos económicos ao mesmo tempo que se tem em consideração a heterogeneidade entre indivíduos, empresas, países e respetivos efeitos dinâmicos que não são observáveis em séries temporais (que tratam apenas um indivíduo ao longo do tempo). A grande vantagem dos modelos de dados em painel é então a flexibilidade que oferece para modelar diferenças de comportamento entre indivíduos.

A regressão deste tipo de modelos pode ser escrita, em termos genéricos, da seguinte forma:

$$Y_{it} = x_{it}\beta + \alpha_i + u_{it} \quad (1)$$

Para além do termo independente, existem  $K$  regressores em  $x_{it}$ . Os efeitos não observados ou heterogeneidade individual, i.e., fatores constantes ao longo do tempo que afetam  $Y_{it}$ , são representados por  $\alpha_i$ . O componente  $u_{it}$  é o erro idiosincrático, que representa os aspetos variáveis ao longo do tempo que afetam  $Y_{it}$  (Wooldridge, 2012).

A grande questão que surge nestes modelos é em relação à utilização do tipo de efeitos: fixos ou aleatórios. A principal diferença entre estes efeitos reside no facto de, no primeiro, existir correlação entre a heterogeneidade individual,  $\alpha_i$ , e as variáveis  $x_{it}$ .

Para além da correta especificação do modelo (pressuposto EF1), existem cinco principais hipóteses sob as quais o estimador de efeitos fixos é consistente e não enviesado:

- Pressuposto EF2: A amostra é aleatória;
- Pressuposto EF3: Cada variável explicativa varia ao longo do tempo (pelo menos em algum  $i$ ), e não existe relação linear entre as mesmas;

- Pressuposto EF4: Para cada  $t$ , o valor esperado do erro idiossincrático, dadas as variáveis explicativas em todos os períodos temporais e o efeito não observado, é nulo:  $E(u_{it}|X_i, a_i) = 0$ ;
- Pressuposto EF5:  $Var(u_{it}|X_i, a_i) = Var(u_{it}) = \sigma_u^2, \forall t = 1, \dots, T$
- Pressuposto EF6:  $\forall t \neq s, Cov(u_{it}, u_{is}|X_i, a_i) = 0$

O modelo de efeitos aleatórios contrasta com o apresentado anteriormente na medida em que se caracteriza pela inexistência de correlação entre a heterogeneidade individual,  $\alpha_i$ , e as variáveis  $x_{it}$ . Este modelo segue os pressupostos 1, 2, 4, 5 e 6 do modelo de efeitos fixos. O pressuposto 3 é substituído por:

- Pressuposto EA1: Não existe relação linear perfeita entre as variáveis explicativas. O custo relacionado com a inclusão de variáveis constantes no tempo é que têm que ser estabelecidos pressupostos relativamente à relação entre os efeitos não-observados,  $\alpha_i$ , e as variáveis explicativas;
- Pressuposto EA2: Complementando EF4, o valor esperado de  $\alpha_i$ , dado todas as variáveis explicativas, é constante:  $E(\alpha_i|X_i) = \beta_0$ ;
- Pressuposto EA3: Complementando EF5, a variância de  $\alpha_i$ , dado todas as variáveis explicativas, é constante:  $Var(\alpha_i|X_i) = \sigma_a^2$ .

Sob os seis pressupostos dos efeitos aleatórios, o estimador é consistente e assintoticamente normalmente distribuído à medida que  $N$  aumenta e para  $T$  fixo. Para coeficientes de variáveis explicativas que variem no tempo, o estimador de efeitos aleatórios é mais eficiente que o de efeitos fixos (Wooldridge, 2012). O tipo de efeitos utilizados é abordado mais à frente na subsecção 5.2. Os pressupostos definidos anteriormente estão estabelecidos para uma regressão linear clássica.

No caso deste estudo, o tipo de modelo de dados em painel a ser utilizado será a regressão logística. Este tipo de modelos tem pressupostos menos rígidos do que os da regressão linear, uma vez que a regressão logística tem variável dependente binária, significando que a média condicional e as estimativas do modelo têm que estar, necessariamente, entre 0 e 1. Outra grande diferença entre a regressão logística e a linear traduz-se no facto de no primeiro caso não ter que ser assumida a distribuição normal dos erros, contrariamente ao que acontece no segundo caso. Para além disso, o pressuposto da homocedasticidade dos resíduos não é exigido (Donaldson *et al.*, 2015).

Para estimar os parâmetros do modelo, é utilizado o método da máxima verossimilhança, aplicado através da construção de uma função de verossimilhança, que expressa a probabilidade dos dados observados como uma função de parâmetros não observados. (Hosmer & Lemeshow, 2013)

No caso do presente estudo, o principal objetivo é prever o incumprimento de empresas no período seguinte à informação observada sobre as variáveis explicativas, que inclui variáveis macroeconómicas e variáveis específicas a cada empresa. Utilizando e alinhando a regressão logística a este objeto do estudo, ir-se-á considerar que a variável dependente assume um valor binário da seguinte forma:

$$Y_{it} = \begin{cases} 1 & \text{se a empresa } i \text{ incumprir no momento } t \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

$i$  corresponde à empresa em causa e  $t$  é o ano da observação.

Tal como foi discutido na secção 2, alguns autores defendem o uso de uma variável endógena mais abrangente, i.e., que não compreenda apenas a definição legal de falência. Como tal, o incumprimento a que se refere  $Y_{it} = 1$  engloba todas os estados descritos na subsecção 4.2, exceto o estado *active*. Deste modo, a variável dependente aproxima-se mais das que foram utilizadas por Ward & Foster (1997) e Tinoco & Wilson (2013).

O interesse de utilizar a regressão logística resulta de a variável dependente nesse modelo proporcionar diretamente uma probabilidade. A probabilidade condicional de uma empresa incumprir no próximo período é então medida pela seguinte função logística:

$$P_{t-1}(Y_{it} = 1) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha - \beta x_{it})} \quad (2)$$

onde  $x_{i,t-1}$  é o vetor de variáveis independentes no fim do ano t-1.  $P_{t-1}(Y_{it} = 1)$  representa a probabilidade condicional de a empresa incumprir em t, dado que não houve incumprimento até t-1.

## 4.2 Dados e fontes de informação

A informação financeira que respeita às empresas foi obtida a partir da base de dados Amadeus. Esta base de dados contém informação apenas de empresas europeias, independentemente do seu tamanho ou forma legal.

Foi recolhida informação de empresas de onze países pertencentes à Zona Euro, mas que não tenham aderido à mesma depois de 2002, ano de entrada da moeda única em circulação. Esta seleção teve como objetivo retirar influências de alterações cambiais nos resultados e manter uniformidade de critérios na seleção da amostra. Contudo, devido à falta de informação sobre o respetivo incumprimento, as empresas da Grécia não foram utilizadas. Adicionalmente, recolhemos dados macroeconómicos dos países em causa, os quais serão discutidos mais à frente.

Para efeitos de análise, seleccionámos um conjunto de empresas ativas e empresas que, de algum modo, incumpriram ou declararam falência. Apresentam-se de seguida os critérios para esta seleção, que são concebidos de forma a incluir empresas não-financeiras. Para além disso, também é imposto uma restrição de tamanho e disponibilidade de demonstrações financeiras, devido à escassez de informação completa sobre pequenas e médias empresas:

- Empresas dos onze países abrangidos: Alemanha, Áustria, Bélgica, Espanha, Finlândia, França, Irlanda, Itália, Luxemburgo, Países Baixos e Portugal;
- Empresas não-financeiras e que não sejam do setor das *utilities*, nomeadamente:
  - Empresas classificadas como *Public Limited Companies*, que se caracterizam por:
    - Terem sido criadas com um fim comercial;
    - Disporem de ações que são transferíveis, não necessariamente via bolsa de valores;
    - Serem supervisionadas por uma direção aprovada pelos acionistas.
  - Empresas classificadas como *Private Limited Companies*, que se caracterizam por:
    - Disporem de ações não transferíveis livremente;
    - Não possuírem a obrigatoriedade de serem supervisionadas por uma direção aprovada pelos acionistas;
- Empresas que, em pelo menos um dos últimos três anos, detiveram um ativo superior a 43 milhões de euros;

- Empresas que tenham pelo menos cinco anos de relatórios financeiros disponíveis

Os critérios anteriores foram iguais para as empresas sem incumprimento e com incumprimento. No entanto, para se identificarem as empresas em incumprimento, foram seleccionadas as que, segundo os critérios do Amadeus, num determinado momento no tempo, deixaram de estar no estado “Active” e passaram a estar num dos seguintes estados:

- *Active (default of payment)*;
- *Active (insolvency proceedings)*;
- *In liquidation*;
- *Bankruptcy*;
- *Dissolved (bankruptcy)*;
- *Dissolved (liquidation)*.

Foram utilizados estes estados como situações de incumprimento por duas razões: 1) a utilização apenas do estado *Bankruptcy* como situação de incumprimento conduz a um reduzido número de casos nesta situação; 2) há uma relativa escassez de informação no Amadeus relativamente ao processo de falência/incumprimento, existindo casos em que, por exemplo, a empresa passa do estado *Active* para *Dissolved (bankruptcy)*, sem antes ter sido classificada como *Active (default of payment)* ou *Bankruptcy*, por exemplo.

Aplicando estes critérios, são seleccionadas 48.714 empresas, das quais 828 entraram em incumprimento. Em termos percentuais, o peso global de casos em incumprimento na amostra não difere muito substancialmente da proporção de insolvências de empresas em Portugal e Espanha (cerca de 1% por ano das empresas ativas, em ambos os casos), segundo dados reportados, por exemplo, pela Informa Portugal e Informa Espanha. As observações respeitam ao período entre 2007 e 2017, pelo que a amostra é composta por dados em painel com 534.835 empresas ano (Quadro 5).

**Quadro 5 - Número de empresas-ano, por país**

País	Estado		Total
	0	1	
Alemanha	106.909	153	107.062
Áustria	27.908	10	27.918
Bélgica	29.068	53	29.121
Espanha	69.787	84	69.871
Finlândia	10.586	11	10.597
França	92.744	55	92.799
Holanda	79.312	65	79.377
Irlanda	3.422	8	3.430
Itália	88.281	351	88.632
Luxemburgo	11.183	6	11.189
Portugal	14.807	32	14.839
<b>Total</b>	<b>534.007</b>	<b>828</b>	<b>534.835</b>

Nota: As observações posteriores a eventos de incumprimento foram eliminadas.

Estes dados foram alvo de uma transformação de modo a obter-se um painel em que cada observação consiste numa “empresa-ano”, ou seja, para cada empresa existem, no máximo, onze observações. Poderão existir menos observações por empresa em casos específicos que irão ser discutidos na próxima subsecção.

#### 4.2.1 Seleção de variáveis

Conforme indicado antes, a variável dependente assume 0 caso a empresa se mantenha ativa e sem incumprimento e assume o valor 1 em situações de incumprimento. Para a última situação, basta que se encontre num dos estados do Amadeus descritos na secção anterior. No caso de empresas que entrem em incumprimento múltiplas vezes, apenas é considerada a primeira situação, sendo eliminadas da amostra as observações subsequentes.

A seleção das variáveis independentes (quadro 6) teve em consideração artigos anteriores sobre o tema, nomeadamente Altman (1968), Altman *et al.* (1977), Ohlson (1980), Zmijewski (1984), Shumway (2001), Campbell *et al.* (2008), Tinoco & Wilson (2013) e Tian & Yu (2017), entre outros. Tivemos em consideração a informação e variáveis disponíveis no Amadeus, não sendo tratadas por isso informações sobre preços de mercado (e.g., cotações). Pela mesma razão, algumas variáveis também não são exatamente iguais às tratadas nas anteriores referências; não obstante, as diferenças em termos de cálculo não parece ser algo que condicione os objetivos

da dissertação, uma vez que os principais componentes dos rácios permanecem iguais aos originais. A classificação das variáveis segue o *framework* de Drake (2010).

**Quadro 6 - Variáveis financeiras**

Variável	Descrição	Tipo	Autor
EBIT/TA	EBIT/ Ativo Total	<i>Return on investment</i>	Altman (1968); Härdle <i>et al.</i> (2009); Shumway (2001); Tian & Yu (2017).
SA/TA	Vendas/ Ativo Total	Atividade	Altman (1968); Shumway (2001); Tian & Yu (2017); Tinoco & Wilson (2013).
E/TC	Capital próprio/Capital total	Alavancagem/Estrutura de capitais	Altman <i>et al.</i> (1977).
TL/TA	Passivo Total/Ativo Total	Alavancagem/Estrutura de capitais	Campbell <i>et al.</i> (2008); Härdle <i>et al.</i> (2009); Ohlson (1980); Shumway (2001); Tinoco & Wilson (2013).
NI/TA	Resultado Líquido/Ativo total	<i>Return on investment</i>	Campbell <i>et al.</i> (2008); Ohlson (1980); Shumway (2001). Zmijewski (1984).
WC/TA	<i>Working Capital</i> /Ativo total	Liquidez	Altman (1968); Ohlson (1980); Tian & Yu (2017); Tinoco & Wilson (2013).
SIZE	Logaritmo do ativo total	Tamanho	Tian & Yu (2017).
EBIT/INT	EBIT/Gastos financeiros	Alavancagem/Estrutura de capitais	Altman <i>et al.</i> (1977).
EBITDA/INT	EBITDA/Gastos financeiros	Alavancagem/Estrutura de capitais	Altman & Sabato (2007); Tinoco & Wilson (2013).
OR/DEBT	Resultado operacional/Dívida total	Alavancagem/Estrutura de capitais	Standard & Poor's (2006)
CF/DEBT	Fluxos de caixa/Dívida total	Alavancagem/Estrutura de capitais	Standard & Poor's (2006)
EBIT/E	EBIT/Capital próprio	<i>Return on investment</i>	Standard & Poor's (2006)
OR/SA	Resultado operacional/Vendas	Rendibilidade	Härdle <i>et al.</i> (2009); Tian & Yu (2017).
D/TA	Dívida total/ Ativo total	Alavancagem/Estrutura de capitais	Härdle <i>et al.</i> (2009); Tian & Yu.
CL/SA	Passivo de curto prazo/Vendas	Alavancagem/Estrutura de capitais	Tian & Yu (2017).
CL/TL	Passivo de curto prazo/Passivo total	Alavancagem/Estrutura de capitais	Härdle <i>et al.</i> (2009).

Para além das variáveis de natureza intrínseca das empresas, as hipóteses 1, 2 e 3 desta dissertação necessitam de indicadores de cariz macroeconómico (quadro 7). Seleccionámos estas medidas com base na literatura existente sobre a influência macroeconómica no risco de crédito.

**Quadro 7 - Variáveis macroeconómicas**

Variável	Descrição	Autor(es)
<i>GDP growth</i>	Crescimento anual do PIB	Bonfim (2009); Bunn & Redwood (2003); Castro (2013); Harada & Kageyama (2011); Liou & Smith (2007).
<i>Inflation</i>	Taxa de inflação anual – Índice de Preços no Consumidor (média anual)	Bonfim (2009); Bruneau <i>et al.</i> (2012); Castro (2013).
<i>Lending interest rate</i>	Taxa de juro praticada pelos bancos para empresas não-financeiras (média anual)	Bonfim (2009).
<i>Producer price index</i>	Índice de preços no produtor (média anual)	Liou & Smith (2007).
<i>House price index</i>	Índice de preços das habitações (média anual)	Castro (2013).
<i>Unemployment rate</i>	Taxa de desemprego (média anual)	Castro (2013).
<i>Domestic credit to private sector (%GDP)</i>	Crédito concedido ao setor privado por instituições financeiras (média anual)	Bonfim (2009).
<i>Long-term interest rate</i>	<i>Yield</i> das obrigações do governo a 10 anos (média anual)	Bonfim (2009).
<i>Exchange rate</i>	Taxa de câmbio EUR/USD	Bonfim (2009).
<i>Main stock index</i>	Variação percentual do valor do principal índice de ações de cada país	Bonfim (2009); Liou & Smith (2007).

Nota: Parte das variáveis não são exatamente iguais às dos autores referidos devido à dificuldade de obtenção de indicadores comuns para os países em análise. No entanto, a essência da informação do indicador permanece (e.g. A variável equivalente à *Domestic credit to private sector* é, no estudo de Bonfim (2009), a *Loan growth*. Ambas são representativas dos empréstimos concedidos às empresas). Fontes: Banco Central Europeu, Eurostat, Investing.com, OCDE.

Em particular, os trabalhos de Bunn & Redwood (2003), Bruneau et al. (2012), Bonfim (2009), Castro (2013), Harada & Kageyama (2011) e Tinoco & Wilson (2013) permitiram observar e escolher as variáveis macroeconómicas que potencialmente melhor explicam a falência e o incumprimento de pagamentos das empresas.

Após esta análise, o crescimento do PIB é considerado uma variável imprescindível, visto estar presente em praticamente todos os estudos desta matéria. Foram incluídas três medidas de inflação, nomeadamente a inflação em termos de preços no consumidor, o índice de preços no produtor e o índice de preços das habitações. Estas poderão explicar algum efeito que exista sobre os rácios financeiros, nos diferentes países, relativamente à flutuação dos preços.

Apesar de Liou & Smith (2007) se referirem à taxa de desemprego como uma variável “geralmente aceite”, os mesmos não a utilizam, bem como nenhum dos outros autores cuja investigação aqui é discutida. No entanto, a taxa de desemprego não deixa de ser um barómetro relevante da saúde de uma economia, sendo por isso incluída no conjunto das variáveis macroeconómicas.

As taxas de juro são consideradas nesta investigação devido à sua utilização por quase todos os autores que tratam as variáveis macroeconómicas. Para este estudo, dois tipos de taxa de juro são utilizados: a taxa de juro das obrigações do tesouro a 10 anos e a taxa juro praticada pelos bancos para concessão de crédito a empresas não-financeiras. É ainda utilizada a taxa de câmbio EUR/USD, de modo a capturar o efeito da valorização/desvalorização do Euro, bem como o valor do principal índice do mercado de cada país.

Finalmente, incluímos também uma variável binária indicadora do tipo de país, que assume 1 para países PIIGS e 0 em caso contrário. Esta variável é crucial para a análise da terceira hipótese proposta e foi utilizada na estimação de modelos adicionais, que se distinguem dos restantes pelo facto de incluírem interações entre variáveis.

O quadro 8 permite tirar conclusões sobre o comportamento de algumas das variáveis nos dois grupos implícitos na variável dependente.

Pode observar-se que, nos rácios de *Return on investment*, como por exemplo EBIT/TA e NI/TA a média é superior no grupo de observações em que a variável dependente é nula. Este é um resultado expectável, sendo natural que as “empresas-ano” que não entraram em incumprimento apresentem um retorno superior.

As médias das variáveis de alavancagem também exibem valores dentro daquilo que seria de esperar. Dentro destas, a média dos rácios de cobertura de juros são bastante inferiores nas observações de incumprimento e, no caso de EBIT/INT, a média assume um valor negativo, clarificando que os resultados antes de juros e impostos não são suficientes para cobrir os gastos financeiros. A variável TL/TA, seguindo a tendência das outras variáveis representantes de

alavancagem, revela uma média superior nos casos de incumprimento, sendo uma relação expectável e que está em linha com os resultados obtidos por Shumway (2001) e Campbell *et al.* (2008). Por fim, no âmbito dos indicadores de alavancagem, a variável D/TA é superior, em média, no grupo de empresas em incumprimento, sendo previsível que uma empresa em incumprimento se caracterize por estar mais endividada.

A influência do tamanho da empresa na previsão de incumprimento é algo que suscita algumas divergências na literatura, como é afirmado por Bonfim (2009). Na sua investigação, a autora demonstra que as empresas em incumprimento tendem a ser de maior dimensão, contrariamente aos resultados obtidos por Bunn & Redwood (2003), que indicam que as empresas mais pequenas têm maior probabilidade de incumprir. No entanto, a autora também dá exemplos de outros estudos (Pain and Vesala, 2004; Bernhardsen, 2001) que concluem que o efeito sistémico do tamanho da empresa é relativamente pequeno. No caso da amostra desta dissertação, o tamanho médio das empresas do grupo de incumprimento é inferior ao das restantes. É importante lembrar que as empresas aqui estudadas têm ativos superiores a 43 milhões de Euros, sendo por isso empresas consideradas grandes, segundo os critérios da União Europeia<sup>2</sup> (Recomendação da comissão de 6 de maio de 2003). No entanto, podem ser encontradas diferenças de tamanho mesmo após essa seleção.

---

<sup>2</sup>Segundo o artigo 2º da recomendação da comissão de 6 de maio de 2003, a categoria das micro, pequenas e médias empresas (PME) é constituída por empresas que empregam menos de 250 pessoas e cujo volume de negócios anual não excede 50 milhões de euros ou cujo balanço total anual não excede 43 milhões de euros. Deste modo, uma empresa com um ativo superior a 43 milhões de euros não se enquadra nesta definição, sendo considerada grande empresa.

## Quadro 8 - Médias nos grupos

Variável	Média (0)	Média (1)	<i>p-value</i>
EBIT/TA	0,0391	-0,0994	0,0000
SA/TA	1,0623	0,7174	0,0000
E/TC	0,4189	0,0675	0,0000
TL/TA	0,5848	0,9425	0,0000
NI/TA	0,0255	-0,1644	0,0000
WC/TA	0,1881	0,1973	0,5529
SIZE	11,4258	10,9953	0,0000
EBIT/INT	67,3210	-1,2968	0,0000
EBITDA/INT	118,9304	31,8143	0,0000
OR/DEBT	13,4476	5,3645	0,0000
CF/DEBT	2,6672	1,3453	0,0847*
EBIT/E	0,1902	0,2272	0,5619
OR/SA	1,2387	1,5949	0,0000
D/TA	0,3601	0,6219	0,0000
CL/SA	5,9268	21,4371	0,0000
CL/TL	0,6171	0,6914	0,0000
GDP Growth	0,0067	0,01141	0,0000
Inflation	0,01485	0,0049	0,0000
Lending interest rate	0,02691	0,0181	0,0000
Producer Price Index	1,0273	1,0356	0,0000
House Price Index	0,9505	1,0217	0,0000
Unemployment Rate	0,0918	0,1049	0,0000*
Domestic credit to private sector	1,0191	0,9210	0,0000
Long Term Interest Rate	0,0295	0,0180	0,0000
EUR/USD	1,3121	1,1709	0,0000*
Main Stock Index	8,4222	9,0523	0,0000

Nota: Todas as variáveis estão expressas em percentagem excepto *SIZE*, *Producer Price Index*, *House Price Index*, *EUR/USD* e *Main Stock Index*. O grupo 0 representa as observações de empresas sem incumprimento no momento *t* e o grupo 1 representa as empresas em incumprimento no momento *t*. Foi utilizado o teste de Welch em alternativa ao clássico *t-test* porque o primeiro é indicado para grupos onde exista diferença de variâncias (ver anexo 1), exceto nas variáveis assinaladas com \*, devido à não rejeição de igualdade de variâncias.

Em termos de liquidez, a média de WC/TA é superior no grupo de empresas em incumprimento, em linha com o que Ohlson (1980) obteve. Não deixa de ser curioso, no entanto, que esta variável apresente uma liquidez superior nesse grupo de empresas, sendo necessário recordar que a média de tamanho das empresas é inferior nestes casos, o que pode explicar o comportamento da média deste rácio. CF/DEBT talvez esclareça melhor a liquidez nos dois tipos de grupos, pelo menos em termos de média, uma vez que corresponde, no grupo de não incumprimento a mais do dobro do grupo de incumprimento.

É possível concluir que, após a análise primária à média de algumas das variáveis, as empresas em incumprimento apresentam retorno sobre o investimento e liquidez inferiores às demais,

bem como indicadores de alavancagem inferiores e até negativos. No último caso indicam que não têm resultados para absorver os gastos financeiros.

No caso das variáveis macroeconômicas, os valores das médias de algumas variáveis nos diferentes grupos podem parecer contraintuitivos, como é o caso do *GDP Growth*, no qual a média é superior no grupo das empresas em incumprimento. O mesmo acontece em relação à *Lending interest rate*, que é inferior no grupo de empresas em incumprimento. Na análise dos modelos estimados é verificado se realmente existe algum problema de sinal inverso em termos de coeficiente.

As médias das variáveis representativas de inflação, nomeadamente *Producer price index* e *House price index* são superiores no grupo de incumprimento. Todavia, a variável *Inflation* tem um comportamento contrário.

A variável *Domestic credit to private sector*, que representa os empréstimos concedidos a setor privado em percentagem do PIB é, em média, inferior no grupo de incumprimento. Apesar de aparentar ser, numa primeira análise, contraintuitivo, tal parece confirmar o que Bonfim (2009) afirma, com recurso a outros autores. Nomeadamente, a maior parte do risco é “construído” durante os períodos de crescimento económico, quando normalmente os bancos utilizam critérios de concessão de crédito menos exigentes. Este mesmo risco apenas se materializa quando a economia “desacelera” e os critérios das instituições financeiras se tornam mais rigorosos.

A taxa de desemprego é, em média, superior no grupo de observações de incumprimento, estando em linha com os resultados de Castro (2013), que afirma que quando este indicador aumenta também aumenta o incumprimento. É necessário, no entanto, ter em consideração que este autor estuda os *nonperforming loans* em geral e não apenas os relativos a empresas.

No sentido de analisar as potenciais diferenças entre os indicadores considerados nos dois grupos de empresas, com e sem incumprimento, recorreu-se ao teste de Welch, com o *p-value* apresentado no quadro 8, juntamente com as médias de cada variável.

É possível verificar que apenas em três das vinte e seis variáveis escolhidas não rejeita a hipótese nula do teste de Welch de que as médias são iguais nos dois grupos. Isto mostra que provavelmente existem diferenças nos comportamentos dos dois grupos explicadas por estas variáveis. As três variáveis que não apresentam diferenças entre os dois grupos não serão utilizadas nos modelos finais.

## 5 Resultados

### 5.1 Pré-estimação

No sentido de evitar imprecisão nas estimativas dos coeficientes dos modelos, foram analisados preliminarmente eventuais problemas de multicolinearidade.

Representando  $R_i^2$  a proporção de variância explicada da variável independente  $i$  que está associada com outras variáveis independentes no modelo, pode medir-se o grau de multicolinearidade recorrendo à medida da Tolerância, dada por  $1 - R_i^2$ . Esta representa a proporção de variância na  $i$ -ésima variável que não está relacionada com outras variáveis no modelo. VIF (*Variance Inflation Factor*) é o inverso da tolerância e é normalmente esta a medida utilizada para averiguar quais as variáveis com possíveis problemas de multicolinearidade (O'Brien, 2007). Apesar de a escolha de um valor para o VIF, a partir do qual os problemas de multicolinearidade são graves, não ser coerente entre os autores, o valor que se utilizou como limite foi 5, em linha com Tinoco & Wilson (2013).

As variáveis E/TC, TL/TA, EBIT/INT, EBITDA/INT e *Long Term Interest Rate* apresentaram VIF's superiores a 5, logo, foram consideradas potencialmente geradoras de problemas de multicolinearidade. Deste modo, as seis variáveis identificadas anteriormente não serão utilizadas na análise.

Em linha com a literatura, também não serão incluídas em simultâneo as variáveis que tenham o objetivo de representar medidas semelhantes e possuam correlações muito elevadas, mesmo que o seu VIF seja inferior a 5. É este o caso, por exemplo, de EBIT/TA e NI/TA, que são medidas de *Return on investment* muito idênticas, embora parte da informação seja distinta. Estas variáveis serão utilizadas em modelos diferentes na análise multivariada, de modo a não enviesar os resultados. De modo a suprimir enviesamentos devido a *outliers*, foram eliminados os valores acima do nonagésimo nono percentil e abaixo do primeiro percentil de todas as variáveis. Posteriormente, os valores eliminados foram substituídos pelo valor do “percentil limite” correspondente. O quadro correspondente aos valores do VIF, bem como a tabela com os coeficientes de correlação das variáveis com VIF inferior a 5 encontram-se nos anexos 2 e 3, respetivamente.

## 5.2 Análise univariada

De acordo com Hosmer & Lemeshow (2013), a análise univariada baseada no *p-value* do teste *t-student* para a comparação da média em duas amostras diferentes pode ser útil para determinar as variáveis que devem ser incluídas nos modelos finais. Os autores indicam um *p-value* de 0,25 como limite para a inclusão de determinada variável. Não obstante, a análise de cada variável separadamente pode conduzir a uma interpretação errónea sobre a sua importância. Uma variável independente pode não ser estatisticamente significativa em relação à dependente em termos individuais, mas quando na presença de outras variáveis, o resultado pode ser outro. Essa é a principal justificação encontrada pelos autores para utilizar um *p-value* elevado para a seleção do subconjunto de variáveis. Todavia, estes também apontam como desvantagem o facto do elevado valor da estatística utilizada poder incluir variáveis indesejadas.

Devido à semelhança entre o teste de Welch (variante do teste *t-student*) e o de Wald, a componente univariada desta análise já foi considerada quando se observou o *p-value* do primeiro, sendo que a magnitude deste valor é de facto semelhante.

Para seleccionar o tipo de modelos a estimar, de efeitos fixos ou de efeitos aleatórios, recorreu-se ao teste de Hausman (1978), que permite avaliar a consistência de um estimador, quando comparado com um estimador alternativo. A hipótese nula do teste consiste na não correlação entre a heterogeneidade não observada das empresas e os regressores. No caso da rejeição desta hipótese, pode-se afirmar que o modelo de efeitos fixos se adapta melhor a esta estrutura de dados, dado que quando há correlação, apenas os efeitos fixos podem produzir estimações consistentes.

Foi estimado um modelo com todas as variáveis candidatas que não tiveram problemas de multicolinearidade e tiveram uma significância inferior a 0,25, como proposto por Hosmer & Lemeshow (2013). Através do quadro presente no anexo 4 é possível verificar que se rejeita a hipótese nula do teste de Hausman, de que não existe correlação entre os efeitos específicos e os regressores, pelo que um modelo de efeitos fixos é o indicado para este tipo de dados.

No entanto, é necessário ter em consideração um fator que determina o tipo de efeitos a utilizar. Sendo o modelo de natureza binária, a utilização de efeitos fixos faz com que todas as observações correspondentes a empresas que não entraram em incumprimento no período da amostra sejam retiradas da mesma. Nesse caso, o modelo é estimado apenas com base nas observações das empresas que incumpriram num determinado momento no tempo. Ora isto pode ser bastante preocupante em termos de resultados porque todos os sujeitos (empresas) cuja

variável dependente não varia, são eliminados e, por consequência, não é contemplada informação de empresas “saudáveis”. Tal acontece porque a análise de efeitos fixos exige que exista variação da variável dependente dos sujeitos (empresas), como afirmam Kleinbaum & Klein (2010). Desta forma, se não há variação do estado de incumprimento entre os pontos temporais para determinada empresa, não é possível estimar os coeficientes utilizando efeitos fixos. Devido a esta situação, decidiu-se recorrer a efeitos aleatórios, tal como Bonfim (2009), que foi alvo do mesmo problema<sup>3</sup>.

No sentido de se avaliar o modelo através de previsões fora da amostra, esta foi separada aleatoriamente em duas partes: uma parte composta por 2/3 da amostra total que será utilizada para efeitos de estimação, e 1/3 para validação/previsão fora-da-amostra. A amostra de validação é composta por 178.278 observações sendo que 271 destas são eventos de incumprimento. Note-se que existem bastantes *missings* na amostra total e quando uma das variáveis presentes num modelo não dispõe de informação para uma determinada empresa num determinado ano, então a observação é retirada independentemente da existência de valores nas restantes variáveis. Como tal, existem diferenças em termos do número de observações dos modelos, bem como no rácio de incumprimentos no total de observações (quadros 9 e 10).

**Quadro 9 - Amostra para efeitos de estimação**

País	Estado		Total
	0	1	
Alemanha	71.409	112	71.521
Áustria	18.609	8	18.617
Bélgica	19.502	31	19.533
Espanha	46.572	58	46.630
Finlândia	7.023	9	7.032
França	61.723	35	61.758
Holanda	52.658	45	52.703
Irlanda	2.284	6	2.290
Itália	58.996	229	59.225
Luxemburgo	7.405	4	7.409
Portugal	9.819	20	9.839
Total	356.000	557	356.557

Nota: As observações posteriores a eventos de incumprimento foram eliminadas.

**Quadro 10 - Amostra para efeitos de validação**

País	Estado		Total
	0	1	
Alemanha	35.500	41	35.541
Áustria	9.299	2	9.301
Bélgica	9.566	22	9.588
Espanha	23.215	26	23.241
Finlândia	3.563	2	3.565
França	31.021	20	31.041
Holanda	26.654	20	26.674
Irlanda	1.138	2	1.140
Itália	29.285	122	29.407
Luxemburgo	3.778	2	3.780
Portugal	4.988	12	5.000
Total	178.007	271	178.278

Nota: As observações posteriores a eventos de incumprimento foram eliminadas.

<sup>3</sup> A autora não refere, no artigo publicado em 2009, que houve um problema com o tipo de efeitos utilizados. No entanto, numa versão mais extensa do artigo, escrita em 2006, o problema é explicado e discutido.

### 5.3 Modelos com variáveis financeiras

#### 5.3.1 Modelos de base

Os primeiros modelos estimados incluem apenas variáveis financeiras, não sendo consideradas nesta fase as variáveis macroeconômicas. Incluímos todas as variáveis selecionadas na análise univariada e que não demonstraram problemas de multicolinearidade.

As variáveis EBIT/TA e NI/TA, apesar de não apresentarem um VIF superior a 5, exibem uma correlação positiva muito elevada entre elas e como tal, foram utilizadas em modelos separados. Esta separação pode também ser interessante para a comparação de resultados, dado que Altman (1968) utiliza EBIT/TA no seu modelo de cinco variáveis, e os autores com as investigações de maior destaque no campo dos modelos com variável exógena binária (Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984) usam NI/TA.

Analisámos também as diferenças de incumprimento entre diferentes setores de atividade, para o efeito sendo incluída uma variável categórica. Esta variável assume um valor indicativo do setor de atividade, sendo que as empresas estão classificadas em termos de setor segundo o *North American Industry Classification System* (NAICS) e aqui são tratados dezassete setores.

Campbell *et al.* (2008) e Bonfim (2009), alertam para a importância de uma variável categórica de natureza temporal, no sentido de controlar efeitos sistemáticos causados, por exemplo, por recessões e que não são totalmente capturados pelas variáveis explicativas. Deste modo, estimámos dois modelos adicionais, incluindo as variáveis categóricas de setor e tempo.

Em primeiro lugar, incluímos todas as variáveis candidatas nos dois primeiros modelos, um incluindo EBIT/TA e outro NI/TA. Após estimados os modelos, foram retiradas as variáveis com um nível de significância superior a 0,05. Posteriormente, obtivemos os modelos finais com variáveis financeiras.

No quadro 11, é possível verificar que, no painel 1A, associado a EBIT/TA se encontra um coeficiente com sinal negativo, o que sugere que as empresas com maior *Return on investment* têm, à partida, menor probabilidade de incumprir. Este resultado, além de economicamente expectável, está em linha com o que antes foi divulgado por Shumway (2001) e Tian & Yu (2017).

O rácio SA/TA, que indica a *performance* do negócio, também foi utilizado em literatura prévia sobre este tema. (Altman, 1968; Shumway, 2001; Tian & Yu, 2017). Os resultados obtidos no nosso estudo não confirmam, no entanto, o que Shumway (2001) obtém, uma vez que agora é

obtido um coeficiente negativo indicando que empresas com menor eficiência têm maior probabilidade de incumprir. Tian & Yu (2017) obtêm resultados semelhantes.

A dimensão das empresas é medida pelo logaritmo do ativo total. O respetivo coeficiente é negativo, evidenciando, tal como Bunn & Redwood (2003) e Shumway (2001), que quanto maior a empresa, menor a probabilidade de a mesma incumprir. Este resultado sugere que as empresas de maior dimensão têm maior capacidade de gerir eventuais condicionantes na obtenção de meios monetários para poderem cumprir as suas obrigações contratuais de pagamentos.

A variável D/TA representa a alavancagem, sendo uma medida de risco financeiro. Quando este rácio é elevado, os ativos da empresa estão a ser, em grande parte, financiados por capitais alheios. Esta situação poderá implicar maior esforço financeiro por parte da empresa e restringir a sua capacidade em cumprir os pagamentos, especialmente se a rendibilidade dos ativos não for elevada. O sinal positivo do coeficiente estimado respetivo confirma esta expectativa, significando que a probabilidade de incumprimento aumenta com a alavancagem, estando de acordo com Zmijewski (1984).

A capacidade que a empresa possui para pagar o seu passivo de curto prazo com base nas suas vendas é medida por CL/SA. De acordo com Tian & Yu (2017), quanto menor for este rácio, mais capacidade tem a empresa de pagar as suas dívidas. No entanto este indicador não contempla gastos de qualquer natureza, devendo esta variável ser analisada com precaução. O sinal do coeficiente é positivo, como esperado.

Por fim, a variável CL/TL expressa o tipo de obrigações, em termos temporais, que uma empresa possui. O interesse da introdução desta variável foi analisar o tipo de dívida que aumenta a probabilidade de incumprimento. O coeficiente estimado tem um sinal positivo, sugerindo que uma empresa com mais passivo de curto prazo em relação ao total tem maior probabilidade de falhar com os seus compromissos.

Face ao painel 1A do quadro 11, o painel 1B inclui adicionalmente o *Return on investment*, medido através de NI/TA. Para além disso, a variável OR/SA permaneceu significativa. Numa primeira análise, todas as variáveis presentes no painel 1A permanecem significativas no painel 1B, exceto a CL/SA, sugerindo que esta não reage bem à presença de uma variável de retorno sobre o ativo que inclua resultados financeiros e impostos. A variável OR/SA exibiu um coeficiente positivo. Os coeficientes das restantes variáveis mantiveram os sinais do modelo 1A e os seus valores não se alteraram de forma significativa.

**Quadro 11 - Modelos com variáveis financeiras**

	Modelo 1A	Modelo 1B
EBIT/TA	-10,850*** (-18,46)	
SA/TA	-0,482*** (-5,42)	-0,497*** (-5,56)
SIZE	-0,105* (-2,03)	-0,109* (-2,06)
D/TA	3,076*** (13,55)	2,843*** (12,24)
CL/SA	0,003** (2,87)	
CL/TL	1,631*** (6,91)	1,812*** (7,64)
NI/TA		-7,800*** (-18,31)
OR/SA		0,077* (2,18)
Constante	-8,354*** (-11,82)	-8,586*** (-11,82)
Observações	199.776	194.582
Wald $\chi^2$	640,65	489,59

Nota: *Z-values* em parênteses. Os modelos foram estimados utilizando regressão logística com efeitos aleatórios. Wald  $\chi^2$  é a medida que testa a significância global dos coeficientes. \* indica significativo a 5 %, \*\* indica significativo a 1% e \*\*\* indica significativo a 0,1 %.

### 5.3.2 Modelos com a inclusão do setor

Em linha com Bonfim (2009), as variáveis financeiras têm uma importância fulcral na previsão de incumprimento. No entanto, estão dependentes do setor em que a empresa atua, assim como do tamanho (variável já incluída). Os dois modelos estimados em seguida (Quadro 12) são em tudo semelhantes aos dois primeiros. Contudo, adicionamos uma variável categórica indicando o setor empresarial.

O modelo 2A tem um comportamento semelhante ao modelo 1A, sendo que todos os coeficientes mantiveram o sinal, embora a dimensão dos valores se tenha alterado ligeiramente, bem como o nível de significância de duas das variáveis, SIZE e CL/SA. Tal como acontece entre 1A e 1B, as variáveis CL/SA e *Return on investment* apresentam as únicas diferenças entre os modelos 2A e 2B.

**Quadro 12 - Modelos com variáveis financeiras e categóricas de setor**

	Modelo 2A	Modelo 2B
EBIT/TA	-10,980*** (-18,75)	
SA/TA	-0,409*** (-4,39)	-0,389*** (-4,21)
SIZE	-0,106* (-2,04)	
D/TA	2,867*** (12,53)	2,621*** (11,38)
CL/SA	0,003** (2,58)	
CL/TL	1,457*** (6,08)	1,635*** (6,85)
NI/TA		-8,223*** (-20,1)
OR/SA		0,072* (2,08)
Agricultura, florestas e pesca	0,572 (0,89)	0,720 (1,11)
Mineração	0,353 (0,44)	0,310 (0,39)
Águas e Gestão de Resíduos	1,203* (2,41)	1,219* (2,44)
Construção	0,995*** (4,42)	1,132*** (5,02)
Comércio Grossista e Retalhista	0,11 (0,45)	0,155 (0,64)
Transportes e Armazenamento	-0,653 (-1,44)	-0,549 (-1,21)
Hotelaria e Restauração	0,133 (-0,30)	0,220 (0,50)
Informação e Comunicação	-0,932 (-1,90)	-0,807 (-1,65)
Gestão de empresas	-0,423 (-1,23)	-0,690* (-1,99)
Agências imobiliárias	-0,066 (-0,23)	-0,038 (-0,13)
Ativ. Profissionais, científicas e técnicas	-0,475 (-1,62)	-0,578 (-1,96)

(continua)

**Quadro 12 - Modelos com variáveis financeiras e categóricas de setor (continuação)**

	Modelo 2A	Modelo 2B
Ativ. Administrativas e de Suporte	-0,505 (-1,12)	-0,561 (-1,24)
Saúde e Serviço Social	-1,149 (-1,12)	-1,040 (-1,02)
Artes, entretenimento e recreação	-0,548 (-0,87)	-0,283 (-0,45)
Outros serviços	-0,419 (-0,39)	-0,298 (-0,28)
Constante	-8,027*** (-10,76)	-9,472*** (-21,45)
Observações	199.407	194.214
Wald $\chi^2$	699,69	749,56

Nota: *Z-values* em parênteses. Os modelos foram estimados utilizando regressão logística com efeitos aleatórios. Wald  $\chi^2$  é a medida que testa a significância global dos coeficientes. \* indica significativo a 5 %, \*\* indica significativo a 1% e \*\*\* indica significativo a 0,1 %.

De modo a comparar as diferenças entre os setores, no que respeita a incumprimento, o modelo é estimado utilizando os *odds ratios* (anexo 5) para além de coeficientes (quadro 12). Estes rácios expressam a probabilidade de uma empresa de determinado setor entrar em incumprimento, quando comparada a outra empresa de outro setor, ao qual se pode chamar de setor base, que serve de comparação para todos os outros setores. Deste modo, esta variável pode assumir diversos níveis (i.e., setores), nos quais os coeficientes e/ou *odds ratios* estimados representam a relação de determinado nível com o nível base.

Neste caso, o setor base é o que representa a Manufatura<sup>4</sup>. É importante ressaltar que os *p-values* das variáveis categóricas (ou *dummies*) não podem ser interpretados do mesmo modo que os das restantes variáveis. Neste caso, um *p-value* inferior a 0,05 indica que a diferença entre uma categoria relativamente à categoria base (manufatura) é significativa. Wooldridge (2012) aborda este e outros aspetos das variáveis categóricas. Analisando os *odds ratios*, pode-se verificar que, com tudo o resto igual, uma empresa do setor de fornecimento de águas, esgotos e gestão de resíduos tem cerca de 3,3 vezes mais probabilidade de incumprir que uma empresa de manufatura. O setor da construção também tem uma probabilidade relativa elevada, com um *odds ratio* de 2,68. Estes dois setores são os únicos que apresentam diferenças significativas, relativamente ao setor base. Uma nota importante é o facto de o setor 14, que

<sup>4</sup> Escolhemos o setor manufatureiro como base, em linha com Bonfim (2009).

representa Educação, ter sido removido do modelo automaticamente pelo *software*. Isto aconteceu porque este setor industrial é um preditor perfeito de incumprimento, na medida em que na amostra não existem empresas em incumprimento neste setor.

Interessante no modelo 2B é o facto de, com a inclusão do setor, a variável SIZE deixar de ser significativa, sugerindo que o setor onde a empresa atua é um melhor preditor de incumprimento do que o tamanho da mesma, ou que o setor está de alguma forma relacionado com a dimensão média da empresa. Os *odds ratios* foram analisados para comparação dos setores também neste modelo (anexo 5). Neste caso, tanto as empresas de fornecimento de Águas, Esgotos e Gestão de resíduos como do setor da Construção têm, sensivelmente, três vezes mais probabilidade de incumprir do que uma empresa de manufatura. Estes dois setores são, tal como no modelo anterior, os únicos com diferenças significativas relativamente ao setor base, juntamente com o setor de gestão de empresas (significativo a 5 %). Também Bunn & Redwood (2003) concluem que as empresas do setor da construção têm uma probabilidade de incumprimento superior. Os coeficientes de cada categoria representante dos setores são, em conjunto, todos diferentes de 0, conforme mostra o teste de Wald apresentado no anexo 6.

### 5.3.3 Modelos com a inclusão da componente temporal

O conceito de “fragilidade” é referido por Campbell *et al.* (2008) com recurso ao trabalho de Das *et al.* (2007) e Duffie *et al.* (2008), sendo definido como o efeito de choques correlacionados, que surgem por via da correlação entre empresas ou tempo. Duffie *et al.* (2009) descobriram que as taxas de incumprimento variam ao longo do tempo muito além dos níveis que podem ser explicados por modelos que incluem apenas variáveis observáveis. Como consequência deste facto, e tal como Bonfim (2009) e Campbell *et al.* (2008) procedem, foi introduzida uma variável categórica de tempo, no sentido de os efeitos descritos anteriormente serem controlados.

No modelo 3A (anexo 7) foram incluídas as variáveis dos modelos “A” anteriores, devido ao seu nível de significância. Todas as variáveis financeiras apresentam coeficientes com o sinal esperado, sendo a sua análise semelhante à dos modelos 1. Adicionalmente, incluímos uma variável categórica de tempo que indica o ano da observação. A variável SIZE expressa agora um nível de significância aceitável, indicando uma possível relação com a variável temporal.

O principal objetivo de estimar dois modelos com uma variável temporal consiste em analisar o contributo desta para explicar a dimensão temporal e verificar se a componente macroeconómica captura os efeitos temporais, dado que Bonfim (2009) afirma que o facto dos seus modelos com variáveis macroeconómicas não diferirem em termos de qualidade de ajustamento, relativamente ao modelo com a variável categórica de tempo (o seu melhor modelo), sugere que as variáveis macroeconómicas conseguem capturar uma parte importante da variação temporal implícita na variável categórica.

No modelo 3A apesar de três dos anos (categorias) terem sido omitidos devido a serem preditores perfeitos e um por efeito de colinearidade, todos os outros anos, à exceção de um, têm coeficientes significativos. Este é um bom sinal para os resultados dos modelos com variáveis macroeconómicas, podendo indicar que realmente existem efeitos não observados que apenas são tidos em consideração após a inclusão da variável de tempo.

O painel 3B, tal como o 3A, apresenta o coeficiente da variável SIZE com um valor significativo a 1%, evidenciando novamente a possível relação entre esta e a variável temporal, visto que no modelo 2B o tamanho não era significativo. Os restantes coeficientes continuam com um sinal igual ao esperado, embora tenham todos, exceto o respeitante a NI/TA, aumentado relativamente ao 2B (em valor absoluto). No que respeita às categorias setoriais, a Construção é a única significativamente diferente da categoria base, tal como aconteceu nos modelos anteriores.

Uma nota importante, relacionada com o modelo 3B, é que este é o único que apresenta um *rho* significativo, indicando que a variável temporal transforma a estrutura de dados em painel de modo a que esta explique uma variância significativamente diferente de 0. Tal poderá significar que esta variável está a capturar a efeitos temporais que ajudam a estrutura transversal do painel a explicar parte do comportamento do modelo.

Na secção 6 é comparada a qualidade de ajustamento entre os modelos 3 e 5, de modo a verificar se a qualidade de ajustamento realmente difere entre os modelos com a variável categórica de setor e os modelos com variáveis macroeconómicas, no sentido de avaliar a variação temporal.

De seguida, são analisados os modelos estimados com a inclusão de variáveis macroeconómicas.

## 5.4 Inclusão das determinantes macroeconómicas

### 5.4.1 Modelos de base

Para poder avaliar as hipóteses inicialmente definidas, são estimados quatro modelos que incluem variáveis financeiras, específicas a cada empresa, e variáveis macroeconómicas, comuns a empresas do mesmo país. Cada par de modelos (i.e., cada conjunto de modelos A e B) considera variáveis de *Return on investment* diferentes, tal como aplicado antes, em que num dos pares existe uma variável categórica de setor.

Inicialmente, são consideradas todas as variáveis candidatas depois da análise univariada, tal como nos modelos anteriores. No primeiro modelo é utilizada a variável EBIT/TA e, em seguida, a NI/TA.

No modelo 4A (quadro 13), todas as variáveis financeiras, exceto OR/DEBT e OR/SA são significativas a 1%. As duas variáveis anteriores foram retiradas pelo facto de o coeficiente apresentar um *p-value* superior a 0,05.

As variáveis financeiras não revelam estimativas com sinais diferentes dos que seriam esperados, tal como aconteceu nos modelos anteriores. Contudo, as variáveis macroeconómicas apresentam alguns coeficientes com sinais que podem parecer algo contraditórios, genericamente em linha com o observado quando se avaliaram as médias de cada uma das variáveis.

Analisando as estimativas dos coeficientes associados às variáveis macroeconómicas, é possível verificar que os efeitos marginais são superiores aos das variáveis financeiras, evidenciando a importância das condicionantes macroeconómicas para explicar a probabilidade de incumprimento. Neste modelo, a variável *Inflation* e *Lending Interest Rate* são as que exibem maiores efeitos.

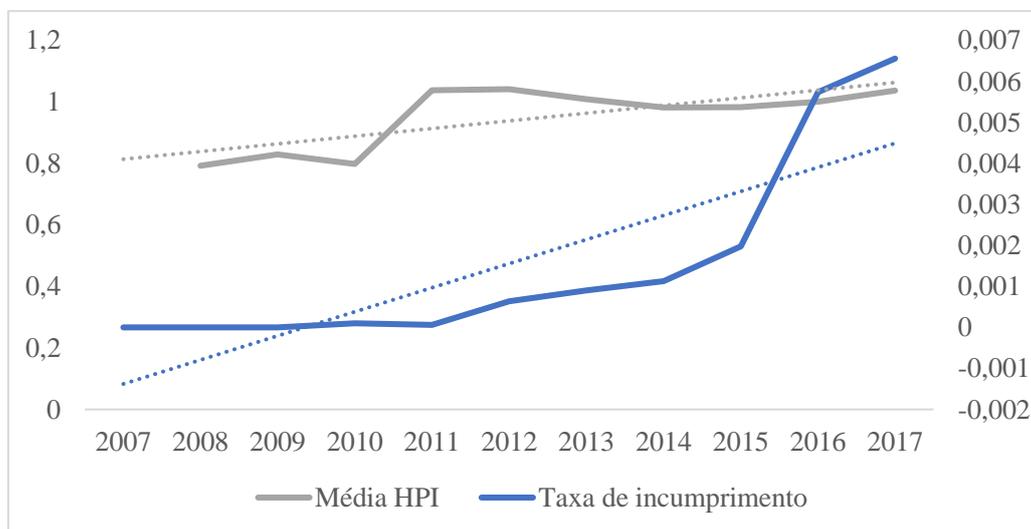
A estimativa negativa associada ao *GDP Growth* indicia que, quanto maior o crescimento do PIB, menos probabilidade tem uma empresa de incumprir. Uma economia em crescimento, estimulando oportunidades de negócio mais favoráveis, tende assim a reduzir, de uma forma geral, o incumprimento das empresas do país. Estes resultados estão de acordo o que é reportado por Bunn & Redwood (2003), Bonfim (2009) e Harada & Kageyama (2011)

A variável *Inflation*, apresenta neste modelo um coeficiente negativo, estando em linha com os resultados de Bruneau *et.al* (2012). Esta variável exibe o maior efeito negativo no modelo em análise, sugerindo que o nível de preços é o fator macroeconómico que, quanto mais elevado,

maior diminuição estimula na probabilidade de incumprimento. Em termos de preços no produtor, a variável *Producer Price Index* tem um coeficiente com um valor positivo indicando que quanto mais elevados os preços para o produtor, maior a probabilidade de incumprimento.

O indicador *House Price Index* é utilizado por Castro (2013) num modelo para o estudo das determinantes macroeconómicas do risco de crédito no sistema bancário. O fundamento para tal é que, se o preço dos imóveis aumenta, também aumenta o valor da garantia e, como consequência, a probabilidade de incumprimento é menor. Apesar de esta variável ser utilizada numa investigação em que não se trata especificamente do incumprimento de empresas, mas sim do crédito em geral, o indicador é considerado devido aos potenciais efeitos relacionados com o setor da construção. O sinal do coeficiente estimado no nosso modelo é positivo, indicando que quanto mais elevado é o preço das casas, maior é a probabilidade de incumprimento, o que não confirma os resultados de Castro (2013). A principal causa para tal poderá estar relacionada com o crescimento da proporção de incumprimentos das grandes empresas da Zona Euro e a tendência do aumento dos preços das casas nos últimos anos, como se pode observar na figura 2.

**Figura 2 – Média do *House Price Index* e proporção de incumprimentos**



Fonte: Eurostat (2017). Cálculos de fonte própria

A variável *Lending Interest Rate* revela uma influência positiva sobre a probabilidade de incumprimento, em linha com os resultados de Bonfim (2009). As variações positivas desta variável são as que mais contribuem para o aumento da probabilidade de incumprimento no modelo em questão. Igual relação positiva com a probabilidade de incumprimento é detetada

relativamente à influência da taxa de desemprego, sendo esta a segunda variável do modelo com maiores efeitos marginais positivos.

O nível de crédito concedido e, conseqüentemente, o grau de restritividade na concessão de crédito pelos bancos, é aferido pela variável *Domestic credit to private sector*. A estimativa negativa do coeficiente associado significa que a probabilidade de incumprimento aumenta quando a concessão de crédito se reduz, normalmente observado quando abranda o crescimento económico.

Ao contrário do que Bonfim (2009) conclui, confirmamos que a taxa de câmbio é uma variável estatisticamente significativa na regressão em análise. Pelos resultados obtidos, pode concluir-se que, quanto maior é o valor do euro em relação ao dólar, menor é a possibilidade de um cenário de incumprimento para uma empresa. Por outro lado, a rendibilidade associada ao principal índice do mercado de ações tem um coeficiente, neste modelo, com o sinal negativo, tal como Bonfim (2009). Tal facto revela que as empresas aqui tratadas (grandes empresas), são menos passíveis de incumprir quando aumenta o valor do índice, o que poderá estar relacionado com o facto de parte das empresas em estudo serem cotadas. Se fossem estudadas empresas de menor dimensão, o efeito desta variável poderia ser inferior, ou mesmo nulo.

O modelo 4B (quadro 13) difere do 4A relativamente à variável *Return on investment*. Todas as variáveis permanecem significativas neste modelo relativamente ao anterior, embora a variável CL/SA deixe de ser significativa, sendo, conseqüentemente, retirada do modelo.

**Quadro 13 - Modelos com variáveis financeiras e macroeconômicas**

	Modelo 4A	Modelo 4B
EBIT/TA	-10,670*** (-16,89)	
SA/TA	-0,615*** (-5,21)	-0,677*** (-5,54)
SIZE	-0,196** (-2,85)	-0,215** (-3,00)
D/TA	3,081*** (12,1)	2,909*** (10,17)
CL/SA	0,003* (2,26)	
CL/TL	1,253*** (4,49)	1,552*** (5,32)
NI/TA		-7,180*** (-14,02)
GDP Growth	-20,900*** (-3,76)	-24,040*** (-4,18)
Inflation	-76,470*** (-6,43)	-83,830*** (-6,74)
Lending Interest Rate	76,910*** (4,57)	82,800*** (4,72)
Producer Price Index	7,650* (2)	9,430* (2,35)
House Price Index	10,500*** (7,34)	11,150*** (7,41)
Unemployment Rate	12,420*** -3,79	11,430*** (3,35)
Domestic credit to private sector	-6,055*** (-8,21)	-5,885*** (-7,79)
EUR/USD	-7,857*** (-7,34)	-8,216*** (-7,35)
Main Stock Index	-2,536** (-3,02)	-2,327** (-2,71)
Constante	-11,990** (-2,72)	-14,240** (-3,07)
Observações	181.312	176.651
Wald $\chi^2$	1109,63	493,19

Nota: *Z-values* em parênteses. Os modelos foram estimados utilizando regressão logística com efeitos aleatórios. Wald  $\chi^2$  é a medida que testa a significância global dos coeficientes. \* indica significativo a 5 %, \*\* indica significativo a 1% e \*\*\* indica significativo a 0,1 %.

Tal como no modelo 4A, também neste os efeitos marginais das variáveis macroeconómicas são superiores às restantes variáveis, sendo os mais elevados os que são produzidos pelas variáveis *Inflation* e *Lending Interest Rate*.

#### 5.4.2 Modelos com a inclusão do setor

Em seguida, estimámos os modelos mais completos em termos de tipos de variáveis, na medida em que são incluídos indicadores financeiros, macroeconómicos e também uma variável categórica de setor (quadro 14). Foi considerado pertinente estimar dois conjuntos de modelos (4 e 5), de modo a se poder avaliar o comportamento do modelo com e sem a variável de setor, tal como nos modelos sem variáveis macroeconómicas.

No primeiro modelo (painel 5A), com a variável de *Return on investment* EBIT/TA, os coeficientes têm um comportamento semelhante ao do modelo 4A, sendo que todas as variáveis presentes são significativas a 1% de significância, exceto CL/SA que é significativa apenas a 5%. Foram excluídas da estimação do modelo final as variáveis com um *p-value* superior a 0,05, nomeadamente, OR/DEBT, OR/SA e *Unemployment rate*. Para além destas, também a categoria “Educação” da variável categórica *Sector* foi retirada do modelo, por razões já discutidas anteriormente. As categorias da variável *Sector* são, em conjunto, diferentes de 0. (anexo 6).

As variáveis *Inflation* e *Lending Interest Rate* são as que maior impacto parecem ter sobre os incumprimentos futuros das empresas. Tal revela mais uma vez que os fatores relacionados com o nível de preços no consumidor e taxas de juro são os que mais contribuem e influenciam o incumprimento. Nota-se especialmente o aumento, relativamente ao modelo 4A em termos absolutos, da variável *Inflation*, sugerindo que esta reage à presença da variável *Sector*.

O modelo 5B foi estimado com a variável NI/TA em vez de EBIT/TA, sendo assim contemplada a influência dos resultados financeiros e dos impostos. Tal como nos modelos 1B, 2B e 3B, a variável CL/SA deixou de ser significativa, sendo claro que esta reage à presença da variável de *Return on investment* utilizada, dado que nada mais se altera entre os modelos A e B. Contrariamente ao 5A, este modelo inclui a variável *Unemployment rate*, que é significativa com um nível de confiança de 5 %. Repare-se que a significância desta variável diminuiu relativamente ao modelo 4B, parecendo ser, das variáveis macroeconómicas, a que é mais instável em termos de significância, quando na presença de diferentes variáveis, nomeadamente

a de setor. Para além desta, também a variável *Producer Price Index* passou a ser significativa a 5%, deixando de o ser a 1%, como era no 5A. Neste modelo, as variáveis que exibem maiores efeitos marginais são, tal como nos modelos anteriores e com o mesmo sinal, a *Inflation* e a *Lending Interest Rate*, evidenciando mais uma vez a importância da presença de indicadores representativos da conjuntura macroeconómica, nomeadamente em termos de nível de preços e taxa de juro.

**Quadro 14 - Modelos com variáveis financeiras, macroeconómicas e categóricas de setor**

	Modelo 5A	Modelo 5B
EBIT/TA	-10,77*** (-16,60)	
SA/TA	-0,537*** (-4,26)	-0,545*** (-4,29)
SIZE	-0,169* (-2,36)	-0,185* (-2,48)
D/TA	3,019*** (11,5)	2,769*** (10,2)
CL/SA	0,00301* (2,09)	
CL/TL	1,260*** (4,48)	1,434*** (5,09)
NI/TA		-7,418*** (-15,63)
Agricultura, florestas e pesca	0,286 (0,28)	0,358 (0,35)
Mineração	0,285 (0,27)	0,619 (0,58)
Águas e Gestão de Resíduos	-0,0199 (-0,02)	0,123 (0,12)
Construção	1,239*** (4,79)	1,356*** (5,16)
Comércio Grossista e Retalhista	0,217 (0,76)	0,3 (1,04)
Transportes e Armazenamento	-0,399 (-0,80)	-0,278 (-0,56)
Hotelaria e Restauração	0,69 (1,46)	0,764 (1,6)
Informação e Comunicação	-0,724 (-1,17)	-0,533 (-0,86)

(continua)

**Quadro 14 - Modelos com variáveis financeiras, macroeconômicas e categóricas de setor (continuação)**

	Modelo 5A	Modelo 5B
Gestão de empresas	-0,112 (-0,28)	-0,212 (-0,51)
Agências imobiliárias	0,054 (0,17)	0,128 (0,39)
Ativ. Profissionais, científicas e técnicas	-0,602 (-1,62)	-0,505 (-1,35)
Ativ. Administrativas e de Suporte	0,104 (0,22)	0,101 (0,21)
Educação		
Saúde e Serviço Social	-0,386 (-0,38)	-0,365 (-0,36)
Artes, entretenimento e recreação	0,00528 (0,01)	0,179 (0,27)
Outros serviços	0,138 (0,12)	0,597 (0,53)
GDP growth	-21,63*** (-3,92)	-24,39*** (-4,28)
Inflation	-87,26*** (-7,63)	-84,09*** (-6,81)
Lending Interest Rate	74,63*** (4,69)	81,78*** (4,64)
Producer Price Index	12,94*** (3,81)	8,979* (2,3)
House Price Index	9,307*** (6,83)	10,49*** (7,05)
Unemployment Rate		7,851* (2,29)
Domestic credit to private sector	-4,277*** (-8,81)	-5,543*** (-7,38)
EUR/USD	-7,865*** (-7,38)	-8,105*** (-7,30)
Main Stock Index	-2,210** (-2,78)	-2,398** (-2,77)
Constante	-16,88*** (-4,05)	-13,55** (-2,99)
Observações	180965	176305
Wald $\chi^2$	864,98	861,12

Nota: *Z-values* em parênteses. Os modelos foram estimados utilizando regressão logística com efeitos aleatórios. Wald  $\chi^2$  é a medida que testa a significância global dos coeficientes. \* indica significativo a 5 %, \*\* indica significativo a 1% e \*\*\* indica significativo a 0,1 %.

Nos modelos 5A e 5B, o único setor que apresenta diferenças significativas, relativamente ao setor base, é o da Construção. Note-se que, a categoria Construção é a única que permanece significativamente diferente da categoria base em todos os modelos. No anexo 5 pode-se constatar que uma empresa deste setor tem cerca de quatro vezes mais probabilidades de incumprir, relativamente ao setor base, nestes modelos.

Por fim, e de modo estudar a diferença do impacto das variáveis macroeconómicas entre países, estimámos dois tipos de modelos: um com interações entre as variáveis macroeconómicas utilizadas nos modelos anteriores e uma nova variável binária que indica se determinado país pertence ao grupo dos PIIGS (1) ou não (0), e outro apenas com a variável binária sem interações. Para o efeito, foram utilizadas as variáveis dos modelos 4A e 4B, resultando na estimação de quatro modelos.

Segundo Hosmer & Lemeshow (2013), se o *p-value* de uma interação, entre uma variável contínua e uma binária, indicar significância estatística, pode-se afirmar que a variável contínua modifica os efeitos da variável binária. Isto acontece porque os *odds ratios* de uma variável não são constantes ao longo de todos os níveis da outra variável. Em termos práticos, neste estudo, uma interação significativa entre variáveis macroeconómicas e a variável binária PIIGS indica que existem diferenças entre os dois grupos de países, em termos da influência de determinado fator macroeconómico no incumprimento. Apesar de a maioria das variáveis macroeconómicas não ser significativa nos modelos com interações, estas devem ser mantidas porque são constituintes dessas mesmas interações, como é afirmado por Brambor (2006).

Analisando os coeficientes da variável binária PIIGS nos dois modelos que incluem esta variável sem interações, podemos concluir que, com tudo o resto igual, uma empresa pertencente a Espanha, Irlanda, Itália ou Portugal tem cerca de oito vezes mais probabilidade de incumprir do que um dos restantes países.

Através dos quadros presentes no anexo 8, é possível verificar que apenas a variável *GDP Growth* possui um efeito significativamente diferente nos dois grupos de países, em ambos os modelos com diferentes tipos de variáveis de *Return on investment*. Os coeficientes são negativos, sugerindo que um aumento do crescimento do PIB diminuirá, em maior proporção, a probabilidade de incumprimento das empresas dos países PIIGS, *ceteris paribus*, relativamente aos restantes.

Concluindo, verificamos que as variáveis macroeconómicas produzem efeitos marginais significativos sobre a probabilidade de incumprimento. Em particular, destacam-se as variáveis *Inflation* e *Lending Interest Rate*, seguidas pelo *GDP Growth*, que é o único indicador que apresenta diferenças entre os dois grupos de países. Salientamos também que estes modelos não serão avaliados e comparados em termos de precisão e calibração, como os dez modelos estimados anteriormente.

## 6 Robustez dos resultados

Nesta secção irão ser analisadas medidas de avaliação dos modelos estimados, de modo a verificar a precisão de cada um deles e compará-los entre si.

### 6.1 Comentário sobre a variância explicada ao nível do painel

É necessário referir que, por uma questão de clareza, em todos os modelos estimados, exceto o modelo 3B, a variância explicada pelo painel (*rho*) não é significativamente diferente de 0. Como tal, a componente de variância do painel é insignificante e então o estimador do painel é igual a um estimador agrupado (*pooled*).

### 6.2 Likelihood Ratio Test

Este teste é normalmente utilizado (Bonfim, 2009; Bruneau *et al.*, 2012; Chava & Jarrow, 2004) no sentido de contrastar dois modelos, em que um deles (*nested model*) contém apenas um subconjunto das variáveis consideradas no outro, que é mais abrangente.

Definamos  $\theta$  como um vetor de parâmetros a serem estimados sobre o qual se admite uma hipótese  $H_0$  que, de alguma forma, restrinja esses parâmetros. Considere-se  $\hat{\theta}_U$  como sendo o estimador de máxima verosimilhança de  $\theta$  obtido sem as restrições de  $H_0$ , e  $\hat{\theta}_R$  como sendo o estimador de máxima verosimilhança aplicando as restrições. Se  $\hat{L}_U$  e  $\hat{L}_R$  consistirem nas respetivas funções de verosimilhança, então o *likelihood ratio* é dado por (Green, 2012):

$$LR = \frac{\hat{L}_R}{\hat{L}_U} \quad (3)$$

O teste na sua forma final é dado por:

$$LRT = -2 \ln \left( \frac{\hat{L}_R}{\hat{L}_U} \right) \quad (4)$$

A hipótese nula consiste na superioridade do modelo mais simples, i.e., o que tem o menor número de variáveis, ocorrendo a rejeição desta se o valor do teste ultrapassar o valor crítico das tabelas do  $\chi^2$ . No nosso estudo, a hipótese nula corresponde à utilização do modelo sem as variáveis macroeconómicas.

Neste caso, apenas fará sentido comparar os modelos que tenham diferentes tipos de variáveis, ou seja, não serão comparados os modelos A e B do mesmo conjunto. Particularmente, interessa comparar os modelos com e sem variáveis macroeconômicas.

Antes de se proceder à análise dos resultados é necessário esclarecer que este teste apenas pode ser corretamente interpretado se o número de observações for igual nos dois modelos a comparar. Deste modo, com o objetivo de comparar os modelos em termos das observações sobre os quais os mesmos são desenvolvidos, são utilizadas apenas as observações com inexistência de *missing data* em nenhuma das variáveis. Para garantir que o número de observações fosse igual, ultrapassando o problema dos *missings* em diferentes amostras, utilizamos a mesma amostra nos dois modelos.

Entre os modelos 1A e 4A, existe evidência estatística para não aceitar a hipótese nula de que o modelo *nested*, (1A) tem uma estrutura que o torna significativamente superior, relativamente ao 4A. Obtemos o mesmo resultado quando comparamos os modelos 1B e 4B, evidenciando a superioridade dos modelos com variáveis macroeconômicas (quadro 15).

**Quadro 15 – Likelihood ratio test**

Comparação	LR $\chi^2$	<i>p-value</i>
Modelo 1A vs Modelo 4A	289,03	0,0000
Modelo 1B vs Modelo 4B	284,33	0,0000
Modelo 2A vs Modelo 5A	274,23	0,0000
Modelo 2B vs Modelo 5B	275,91	0,0000
Modelo 3A vs Modelo 5A	91,99	0,0000
Modelo 3B vs Modelo 5B	120,83	0,0000
Modelo 4A vs Modelo 5A	38,96	0,0004
Modelo 4B vs Modelo 5B	56,48	0,0000

Conforme o resultado do teste entre os modelos anteriores, também os modelos 5A e 5B se caracterizam por ter um melhor ajustamento aos dados do que os seus homólogos sem variáveis macroeconômicas (2A e 2B). Isto sugere que as variáveis macroeconômicas também melhoram a qualidade de ajustamento dos modelos que incluem variáveis financeiras e de setor.

Relativamente aos modelos com a variável temporal, é possível verificar que estes têm um ajustamento inferior aos modelos com informação macroeconómica, revelando que estas

variáveis capturam uma parte importante da variação temporal e que não existe vantagem em possuir uma variável indicadora do ano da observação nos modelos em estudo.

Por fim, comparámos os modelos que possuem variáveis financeiras e macroeconómicas, com aqueles que têm estas, juntamente com a variável de setor. Embora o valor do  $\chi^2$  seja inferior neste teste, relativamente aos anteriores, existe significância estatística para afirmar que a informação sobre o setor melhora a qualidade dos modelos mais completos, ou seja, os que possuem variáveis financeiras e macroeconómicas.

### 6.3 AIC e BIC

Os dois critérios aqui apresentados, o *Akaike Information Criterion* (AIC) (Akaike, 1974) e *Bayesian Information Criterion* (BIC) (Schwarz, 1978), são particularmente úteis para confrontar modelos com diferentes números de parâmetros (Hosmer & Lemeshow, 2013). Ambos estão presentes na literatura de previsão de incumprimento (Bonfim, 2009; Tian & Yu, 2017). O primeiro tem como propósito avaliar a qualidade do modelo para prever valores futuros e o segundo mede o custo de oportunidade entre o grau de ajustamento do modelo e a sua complexidade. Geralmente, quanto menores forem os valores destes indicadores, melhor ajustamento tem o modelo (Mohammed *et al.*, 2015).

As expressões destes indicadores são dadas por:

$$AIC = -2 \times \ln(L) + 2 \times k \quad (5)$$

$$BIC = -2 \times \ln(L) + 2 \times \ln(N) \times k \quad (6)$$

onde  $L$  é o valor máximo da função de verosimilhança,  $N$  é o número de observações e  $k$  corresponde ao número de parâmetros estimados.

Estas duas medidas foram utilizadas para verificar o ajustamento do modelo dentro da amostra e comparar os modelos entre si e, em última análise, comparar a influência dos diversos tipos de variáveis (quadro 16). Segundo Hosmer & Lemeshow (2013), não existe nenhum teste para comparar estes indicadores. No entanto, Rafetery (1995) afirma que, no caso de existir uma

diferença de 10 no valor do BIC dos dois modelos, isso traduz-se numa probabilidade de 150 para 1, em que o modelo com o menor BIC é o modelo com o melhor ajustamento, sendo esta diferença considerada uma prova “muito forte” de que tal acontece.

**Quadro 16 - Akaike Information Criterion (AIC) e Bayesian Information Criterion (BIC).**

	AIC	BIC
Modelo 1A	2.850,8	2.932,4
Modelo 1B	2.829,1	2.910,5
Modelo 2A	2.811,7	3.046,4
Modelo 2B	2.777,3	3.001,2
Modelo 3A	2.552,9	2.839,5
Modelo 3B	2.527,9	2.813,7
Modelo 4A	1.925,0	2.096,9
Modelo 4B	1.921,6	2.093,0
Modelo 5A	1.913,8	2.227,1
Modelo 5B	1.894,4	2.206,9

Em primeiro lugar, o modelo com os AIC e BIC mais reduzidos, de entre os que não usam variáveis macroeconómicas, é o modelo 3B. Este tem uma diferença superior a 10 no valor do BIC relativamente ao segundo modelo com os valores mais reduzidos (3A), uma evidência da sua superioridade. O modelo 3B apenas difere do 2B na medida em que inclui a variável de tamanho e tempo; como a diferença de BIC é muito superior a 10, poderão existir razões para acreditar que estas variáveis influenciam positivamente a qualidade de ajustamento do modelo.

Outra nota importante é referente ao facto de que, nos três grupos de modelos sem variáveis macroeconómicas, os modelos “B” têm todos um melhor ajustamento que os seus correspondentes “A” em termos de AIC e BIC, sendo a diferença entre BIC’s superior a 10 nos três modelos. Isto significa que, segundo os critérios desta avaliação, os modelos com a variável NI/TA são sempre superiores aos que não possuem o efeito de resultados financeiros e impostos, ou seja, os que incluem a variável EBIT/TA. Os valores destes critérios nos grupos de modelos 1 e 2 favorecem os modelos com a variável setorial (2), dado que são menores que os modelos 1 e possuem uma diferença superior a 10.

Quando se analisam os modelos com variáveis macroeconómicas, verifica-se que existe uma diferença destes em relação ao melhor modelo sem influências macroeconómicas na ordem das

centenas, indicando serem modelos muito superiores aos últimos. Em relação ao 4A e 4B, o segundo é o que possui os menores AIC e BIC. No entanto, a diferença entre os dois BIC's é de apenas 3, indicando somente uma evidência positiva sobre a melhor qualidade de ajustamento do modelo 4B relativamente ao 4A. O modelo 5B é aquele que apresenta melhor qualidade, relativamente aos restantes nove estimados, detendo os menores AIC e BIC. A diferença do BIC deste relativamente ao 5A é superior a 10.

Relativamente às diferenças entre os modelos 5 e os modelos 3, que incluem a variável categórica temporal, os resultados indicam que as variáveis macroeconómicas acrescentam algo aos modelos, contrariamente ao que foi obtido por Bonfim (2009). O modelo com melhor ajustamento no estudo desta autora foi o que incluiu a variável categórica de tempo. Contudo, segundo esta primeira análise, os modelos com variáveis macroeconómicas são superiores aos que incluíram essa mesma variável temporal.

Relativamente ao BIC, se a diferença desta medida entre dois modelos for superior a 10 e o modelo com o menor valor do BIC tiver mais variáveis, isso poderá indicar que, mesmo prejudicando a parcimónia, a inclusão daquelas variáveis extra é vantajosa.

Na próxima subsecção será avaliada tanto a capacidade discriminatória, como a calibração dos modelos fora da amostra, que assumir-se-ão como as principais medidas de avaliação da precisão e qualidade de ajustamento dos modelos.

Recordamos que apenas dois terços da amostra foram utilizados para estimar os modelos. Tal aconteceu com o objetivo de se validar os modelos com previsões fora da amostra, dado que Hosmer & Lemeshow (2013) afirmam que os modelos estimados se comportam de um modo otimista na presença dos dados utilizados para os desenvolver. Também Stein (2007) refere que a análise dentro da amostra, incluindo a que é feita às medidas geralmente utilizadas para avaliar a qualidade do ajustamento (e.g., *pseudo-R<sup>2</sup>* de Cox & Snell e *pseudo-R<sup>2</sup>* de Mcfadden), não fornece informação suficiente sobre a aplicabilidade real do modelo. Estas são as principais razões para a utilização de duas “subamostras” na estimação e validação dos modelos.

#### **6.4 Receiver Operating Characteristics (ROC) – Poder de discriminação**

A natureza da regressão logística é binária. No entanto, o modelo exporta uma probabilidade na forma de *log odds*, não indicando diretamente se determinada observação corresponde a um incumprimento. Para isso, é necessário assumir um ponto de corte de probabilidade, o qual

servirá de “fronteira” entre incumprimento e não incumprimento. Contudo, em termos práticos não há interesse em considerar um, mas sim múltiplos pontos de corte, no sentido de haver possibilidade de analisar os *trade-offs* entre ter uma maior proporção de verdadeiros positivos (previsões acertadas do incumprimento de pagamentos) ou maior proporção de verdadeiros negativos (previsões acertadas do cumprimento de pagamentos). Stein (2005) afirma que escolher um ponto de corte do tipo “passa/falha” é quase sempre inadequado. Para resolver este problema, na literatura (Chava & Jarrow, 2004; Tinoco & Wilson, 2013; Altman, 2016; Tian & Yu, 2017) é considerada a curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC), cuja área permite avaliar a capacidade de correta discriminação do incumprimento dos modelos de previsão usados (Stein, 2007).

A curva ROC corresponde à interseção dos pontos da sensibilidade, i.e., a proporção de empresas em incumprimento previstas do total de incumprimentos reais, com a proporção de incumprimentos previstos do total de não-incumprimentos observados (1-especificidade). Stein (2005), desenvolveu um *framework* que permite obter o ponto de corte ótimo para decisões relacionadas com cedências de crédito, baseado numa função de custo para o credor. O autor afirma que o ponto de corte pode e deve ser diferente para cada credor, consoante as características do mesmo, nomeadamente em termos de custos aos quais está inerente o empréstimo (ou não) a uma determinada empresa. O custo para um credor relacionado com um determinado tipo de erro ou o ganho decorrente de uma previsão correta é independente do modelo usado. Todavia, o *pay-off* total associado a uma determinada estratégia, i.e., a combinação entre um modelo e um ponto de corte específico, está dependente do custo de um erro para a organização e o desempenho do modelo. Resumidamente, o que se pretende num modelo, relativamente à curva ROC, é a escolha de um ponto de sensibilidade e de 1 - especificidade até ao *trade-off* ideal para o credor, sendo que não tem necessariamente que ser um ponto de corte que se caracterize pela maximização conjunta destas duas medidas.

Por exemplo, um credor conservador quererá aumentar a sensibilidade, em detrimento da especificidade. Por um lado, estará menos sujeito a erros de tipo I (admite-se o cumprimento, que posteriormente não ocorre), que levariam o credor a emprestar a mais potenciais “maus” clientes. Por outro, o erro de tipo II (admite-se o incumprimento, que posteriormente não se confirma) aumenta e mais empresas que na realidade são “bons” clientes, são consideradas potenciais incumpridoras.

Por seu turno, um credor mais arriscado, talvez queira aumentar a especificidade e estar mais sujeito a erros de tipo I (nos casos de modelos de previsão de incumprimento, acarretam custos relativamente elevados, como afirma Stein (2005)), no sentido de poder conceder crédito a empresas que, com a especificidade mais reduzida, seriam consideradas más pagadoras.

Como podem existir várias combinações, o que interessa realmente num modelo é a discriminação global que este pode fazer, para todos os pontos de corte possível.

A área por baixo da curva ROC (AUC) é uma medida que indica a capacidade de determinado modelo discriminar entre os indivíduos que experienciaram o resultado de interesse (incumprimento) e os que não (Hosmer & Lemeshow, 2013). Esta pode variar entre 0,5 (classificação aleatória) e 1 (discriminação ou ajustamento perfeito).

A capacidade discriminatória do modelo também é muitas vezes expressa através do *accuracy ratio* (AR), indicador que tem uma relação coma AUC, tal como demonstram Englemann *et al.* (2003). O seu cálculo é obtido da seguinte forma:

$$AR = \frac{(1 - \pi) \left( AUC - \frac{1}{2} \right)}{\frac{1}{2} (1 - \pi)} = 2 AUC - 1 \quad (7)$$

onde  $\pi$  é a probabilidade de incumprimento *a priori* de todos os devedores (empresas).

A análise do AR sobre os resultados dos modelos anteriores é feita fora da amostra, utilizando apenas um terço da amostra inicial, com os restantes dois terços utilizados para efeitos de estimação.

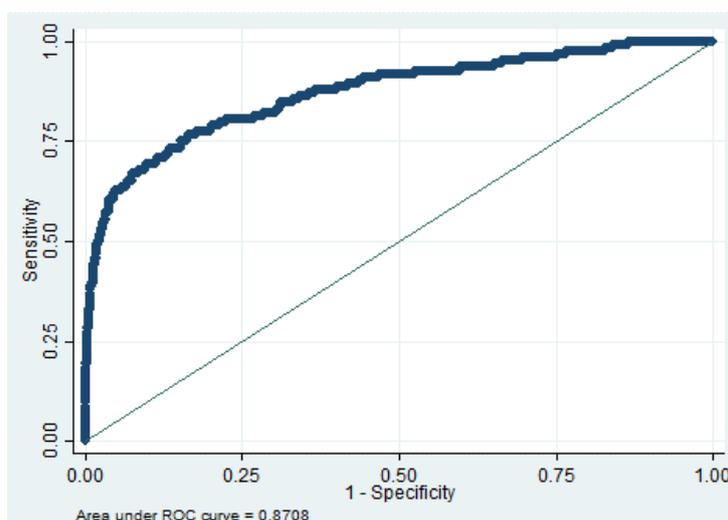
Em primeiro lugar, considerou-se interessante comparar as possíveis diferenças entre as variáveis EBIT/TA e NI/TA, característica que distingue os modelos A e B. Como é possível observar no quadro 17, os modelos 1A e 1B têm, respetivamente, uma área por baixo da curva de 0,8708 (figura 3) e 0,8741, ao que corresponde um *accuracy ratio* de 0,7416 e 0,7482, revelando que, em primeira análise, a variável NI/TA aumenta a precisão do modelo. Contudo, o teste de DeLong *et al.* (1988), utilizado para testar a significância da diferença entre duas ou mais AUC (quadro 18), demonstra que não existem diferenças entre as áreas correspondentes a estes modelos, pelo que não se pode afirmar que nestes dois primeiros modelos existam disparidades em termos de precisão. É, no entanto, importante salientar que as AUC nos

modelos com apenas variáveis financeiras são bastante satisfatórias, alcançando alguns valores superiores por exemplo aos que Tian & Yu (2017) obtiveram.

**Quadro 17 - Área por baixo da curva ROC (AUC) e Accuracy Ratio (AR)**

	AUC	AR
Modelo 1A	0,8708	0,7416
Modelo 1B	0,8741	0,7482
Modelo 2A	0,8642	0,7284
Modelo 2B	0,8694	0,7388
Modelo 3A	0,8809	0,7618
Modelo 3B	0,8875	0,7750
Modelo 4A	0,9126	0,8252
Modelo 4B	0,9189	0,8378
Modelo 5A	0,9176	0,8352
Modelo 5B	0,9231	0,8462

**Figura 3 - Curva ROC do modelo 1A**



**Quadro 18 – Teste de DeLong para comparação da AUC**

Comparação AUC	<i>p-value</i>
Modelo 1A vs Modelo 1B	0,7012
Modelo 1A vs Modelo 2A	0,2602
Modelo 1B vs Modelo 2B	0,5268
Modelo 2A vs Modelo 2B	0,5499
Modelo 2A vs Modelo 3A	0,7180
Modelo 2B vs Modelo 3B	0,5756
Modelo 3A vs Modelo 3B	0,0715
Modelo 1A vs Modelo 4A	0,0223
Modelo 1B vs Modelo 4B	0,0847
Modelo 2A vs Modelo 5A	0,0051
Modelo 2B vs Modelo 5B	0,0395

Nota: AUC significa *Area Under Curve*. Sob a hipótese nula, as áreas dos modelos em análise são iguais.

Em seguida, foram comparados os modelos 1A e 2A, sendo a primeira vez em que ocorre o confronto entre modelos com e sem a variável categórica de setor. Apesar da área sob a curva do modelo 1A ser aparentemente superior à do modelo 1B, não existe significância estatística suficiente para rejeitar a hipótese nula de que as áreas são iguais. O mesmo resultado foi obtido aquando da comparação entre o modelo 1B e 2B, embora com um *p-value* que corresponde, sensivelmente, ao dobro do da comparação anterior.

Contrastando os dois modelos com apenas as variáveis financeiras e a categórica de setor, verifica-se que também não existem diferenças entre as respetivas áreas, indicando, mais uma vez, que a utilização de uma ou outra variável de *Return on investment* nada acrescenta ao modelo em termos de precisão.

Posteriormente, foram analisados os modelos que têm variável temporal, de setor e financeiras juntamente com os modelos que não têm variável temporal. Segundo os *p-values* dos dois testes, não existe significância para rejeitar a hipótese nula, pelo que se conclui que, a variável temporal não contribui para melhorar a discriminação comparativamente aos modelos anteriores. Será, no entanto, interessante avaliar o contributo desta variável relativamente aos modelos com influências macroeconómicas, que irão ser abordados em seguida.

Os modelos 3A e 3B também tiveram as áreas comparadas entre si, com o teste a revelar um *p-value* de 0,0715, o mais reduzido até agora, embora não o suficiente para rejeitar a hipótese nula de igualdade das áreas por baixo da curva ROC.

Ao se introduzirem as variáveis macroeconômicas, verifica-se que a área sob a curva aumenta para mais de 0,9, indicando uma melhoria na precisão relativamente aos modelos apenas com informação sobre as empresas. Quando se compara o modelo 1A com o 4A, em termos de AUC, existe significância estatística, com um nível de 5 %, para rejeitar a hipótese nula de que as áreas por baixo da curva são iguais, indicado uma melhoria acentuada do modelo, em termos de precisão, após a inclusão de variáveis macroeconômicas. Tal não acontece com os modelos 1B e 4B, dado que este teste apresenta um *p-value* superior a 0,05, mostrando que a variável NI/TA, ou mesmo a OR/SA, podem ter algum efeito sobre as variáveis macroeconômicas no sentido em que diminuem o seu poder discriminatório, sendo que estas duas variáveis são as únicas diferenças entre os modelos 1B e 4B comparativamente aos 1A e 4A.

Os dois modelos que possuem indicadores financeiros, variáveis macroeconômicas, bem como a variável categórica de setor (5A e 5B), têm uma melhor capacidade discriminatória do que os modelos que apenas consideram rácios financeiros e o indicador setorial. Nomeadamente, a diferença da área por baixo das curvas ROC dos modelos 2A e 5A é significativa com um nível de significância de 1%, sendo a mesma diferença significativa com um nível de significância de 5 %, entre os modelos 2B e 5B.

Os modelos 5A e 5B são os que possuem um melhor poder discriminatório entre os dez que foram estimados, com uma área por baixo da curva ROC de 0,9176 e 0,9231, respetivamente, o que equivale a um *accuracy ratio* de 0,8352 e 0,8462. No entanto, a diferença entre estes dois modelos não é significativa em termos de AUC, embora os indicadores AIC e BIC tenham assinalado diferenças.

De acordo com a classificação de Hosmer & Lemeshow (2013), os modelos com variáveis macroeconômicas exibem uma discriminação excecional ( $AUC \geq 0,9$ ). Os gráficos das curvas ROC dos modelos, encontram-se no anexo 9.

## 6.5 Calibração

Para além do poder de discriminação, também a calibração é considerada importante para Stein (2007) como medida de avaliação dos modelos de risco. O objetivo neste caso é verificar o quanto as probabilidades estimadas estão de acordo com o que foi realmente observado, sendo utilizada em simultâneo para avaliar o desempenho dos modelos fora da amostra.

Geralmente, distribuem e ordenam-se as probabilidades estimadas em  $k$  grupos (quantis). O primeiro grupo consiste em todas as observações com as probabilidades mais reduzidas e o último grupo é composto pelas observações com probabilidades mais elevadas. Posteriormente, contam-se todos os eventos (neste caso incumprimentos) e atribui-se cada um destes ao grupo respeitante da probabilidade de incumprimento de cada observação. Quanto menor for a diferença entre as probabilidades somadas por grupo e o número de eventos ocorridos, melhor calibrado é o modelo.

Esta análise normalmente é elaborada juntamente com o teste Hosmer-Lemeshow (2013), que mede o ajustamento global da regressão logística, avaliando as diferenças entre os valores previstos e observados. Contudo, Yu *et al.* (2017) afirmam que se a amostra for superior a 25.000 observações, este teste simplesmente não funciona, devido a ser demasiado sensível a grandes amostras.

Como tal, apenas se contrastaram os incumprimentos observados e probabilidades de incumprimento estimadas fora da amostra. No sentido de se observarem melhor as diferenças e a qualidade da calibração, foi elaborado um gráfico para cada modelo, apresentado no anexo 10.

É possível verificar que os modelos apenas com variáveis financeiras têm algumas limitações na calibração, nomeadamente no quantil de risco mais elevado, onde a probabilidade de incumprimento acumulada é inferior ao número de incumprimentos reais.

Quando se incluem variáveis macroeconómicas, a calibração melhora consideravelmente, dado que as probabilidades estimadas estão de acordo com os incumprimentos que realmente ocorreram.

## 6.6 Discussão das hipóteses

O *Likelihood ratio test* serviu para avaliar a influência das variáveis macroeconómicas na previsão de incumprimento das empresas não financeiras ( $H_1$ ). Segundo a hipótese nula, a previsão de incumprimento não é afetada por variáveis macroeconómicas. Os testes, que compararam quatro modelos sem variáveis macroeconómicas e quatro com, rejeitam a hipótese nula com um *p-value* inferior a 0,01. Como tal, é possível afirmar que as variáveis macroeconómicas influenciam a previsão de incumprimento em empresas não financeiras.

A segunda hipótese pretende avaliar uma possível melhoria da capacidade preditiva de incumprimento num modelo multi-país, quando na presença de variáveis macroeconómicas. Como já foi referido, a área por baixo da curva ROC é a principal medida da qualidade discriminatória da regressão logística. Por conseguinte, um teste para a comparação das áreas por baixo da curva foi considerado para a verificação desta hipótese. Segundo a hipótese nula, as áreas de dois modelos em análise são iguais. Neste caso, como todas áreas dos modelos com influências macroeconómicas são, aparentemente, superiores aos demais, a rejeição da hipótese nula significará que os modelos com este tipo de variáveis têm uma melhor capacidade preditiva em relação aos restantes. Apenas um teste de comparação entre dois modelos não rejeitou a hipótese nula, nomeadamente entre os modelos 1B e 4B.

Apesar da particularidade desses modelos, todos os que têm variáveis revelam maior capacidade discriminatória ou preditiva. Como tal, existe evidência para rejeitar a hipótese nula de  $H_2$  e afirmar que as variáveis macroeconómicas melhoram a capacidade preditiva dos modelos de incumprimento, especificamente os que tratam múltiplos países.

Como já foi explicado, se uma interação entre duas variáveis for estatisticamente significativa, é um sinal de que as uma das variáveis tem um efeito diferente para os diversos níveis da outra. Neste caso, foram computadas interações entre uma variável binária indicadora do tipo de países (PIIGS vs não-PIIGS) e as diversas variáveis macroeconómicas utilizadas na estimação dos modelos 4A e 4B. Concluimos, através dos testes de Wald, que apenas o *GDP Growth* é significativamente diferente nos dois grupos de países, na medida em que, para o mesmo valor do crescimento do PIB, a probabilidade de incumprimento é menor nos PIIGS do que nos demais países. Como tal é possível rejeitar a hipótese nula de  $H_3$  e afirmar que existem diferenças nos dois grupos de países em termos de influência macroeconómica no incumprimento. No entanto, é apenas esta variável que difere nos dois grupos de países,

indicando que as variáveis macroeconómicas não têm todas o mesmo impacto na explicação do incumprimento entre os vários países.

Relativamente à quarta e última hipótese, recorreu-se mais uma vez ao teste de comparação das áreas por baixo da curva. O interesse foi avaliar a capacidade preditiva dos modelos, quando na presença de uma variável categórica de setor. Para tal, foram comparados os modelos com e sem a variável indicadora de setor.

Primeiramente, analisaram-se os modelos sem variáveis macroeconómicas, ou seja, 1A, 1B, 2A e 2B. Todas as comparações que foram feitas evidenciaram que não existem diferenças em termos de poder discriminatório e, como tal, a variável categórica de setor não acrescenta muito aos modelos com apenas variáveis financeiras, em termos de capacidade preditiva.

O mesmo acontece aos modelos que consideram variáveis macroeconómicas e financeiras. Os testes de comparação das áreas de 4A com 5A e 4B com 5B, resultam num *p-value* bastante superior a 0,05, sendo possível constatar que não se rejeita a hipótese nula de que as áreas são iguais. Como tal, a hipótese nula de  $H_4$  não pode ser rejeitada, provando assim a improficuidade da variável categórica de setor. No entanto, concluiu-se que as empresas do setor da Construção têm uma maior probabilidade de incumprir, relativamente às demais.

Embora a avaliação dos modelos 3 não seja necessária para a validação de uma hipótese, tal análise merece um comentário no sentido de clarificar o seu propósito neste estudo.

Como foi referido, os modelos com variáveis temporais têm o objetivo de considerar o fenómeno chamado de “fragilidade”. Ao contrário de Bonfim (2009) esta variável não acrescentou informação relevante relativamente aos modelos com variáveis macroeconómicas, no entanto, o modelo 3B é o único cuja estrutura em painel explica a variância do modelo de modo significativo.

## 7 Conclusão

A conjuntura macroeconómica europeia sofreu bastante com a crise financeira mundial que teve origem nos EUA, na sequência da qual aumentaram significativamente os incumprimentos e falências de empresas. A falta de literatura sobre a influência macroeconómica no *default* e a sua utilização para a previsão do mesmo foi a principal motivação para a elaboração desta dissertação. Também a falta de investigações que tenham como objetivo a criação de um modelo multi-país, nomeadamente com países da zona euro, motivaram este estudo.

Para concluir sobre as hipóteses formuladas, esta dissertação analisa o desenvolvimento de modelos de previsão de incumprimento multi-país que incluíssem variáveis macroeconómicas. Para isso, utilizaram-se dados respeitantes às condições económicas de onze países da Zona Euro, bem como informação financeira de empresas desses mesmos países.

Foi possível demonstrar que a conjuntura macroeconómica influencia, de facto, a probabilidade de incumprimento das empresas não-financeiras e a inclusão deste tipo de variáveis melhora a capacidade preditiva dos modelos. Concluímos também que existem diferenças entre os dois grupos de países em termos de influências de condicionantes macroeconómicas no incumprimento, particularmente no que diz respeito ao crescimento do PIB, que oferece um efeito adicional negativamente relacionado com a probabilidade de incumprimento, nos PIIGS.

Se por um lado se verificou que as variáveis macroeconómicas têm um efeito positivo no comportamento dos modelos, por outro lado, as diferenças entre os vários setores industriais, à exceção do da construção, não revelaram ser importantes em termos de probabilidade de incumprimento nos modelos mais completos, visto que pouco acrescentam aos modelos em termos de ajustamento.

Estas conclusões podem incentivar ao estudo de outro tipo de influências conjunturais, em termos europeus, no incumprimento de empresas, utilizando outros aspetos que não têm que ser necessariamente macroeconómicos, tais como por exemplo, fatores geopolíticos. Para futura investigação, sugere-se, em primeiro lugar, a alteração da magnitude temporal do modelo. Uma amostra que inclua dados mensais, tal como Campbell *et al.* (2008) utilizam, poderá, talvez, melhorar substancialmente a investigação, na medida em que se está a considerar mais informação de cada empresa. Para além disso, o alargamento do tipo de variáveis a utilizar poderá ser benéfico, no sentido de se incluírem indicadores que, *a priori*, são de difícil quantificação, como por exemplo, os relacionados com as políticas e estratégias de recursos humanos nas organizações. Se estas variáveis forem incluídas, em conjunto com as que são

puramente quantitativas, provavelmente irão ser conhecidas novas causas relacionadas com o incumprimento e a qualidade dos modelos e previsões irá aumentar.

## 8 Referências bibliográficas

- Akaike, H. 1974. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19 (6): 716-723.
- Altman, E. 1968. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate finance. *The Journal of Finance*, 23: 589-609.
- Altman, E., *et al.* 1977. ZETA™ analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1: 29-54.
- Altman, E. & Sabato. 2007. Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. *ABACUS*, 43: 332-357.
- Aziz, M. A., & H. A., Dar. 2011. *Predicting Corporate Financial Distress: Whither do We Stand?* Loughborough University, United Kingdom.
- Beaver, W. H. 1966. Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4: 71-111.
- Bernhardsen, E. 2001. *A Model of Bankruptcy Prediction*. Working paper no.10-2001, Norges Bank, Norway.
- Bharath, S. T., & Shumway, T. 2004. *Forecasting Default with the KMV-Merton Model*. University of Michigan.
- Black, F., & Scholes, M. 1973. The Pricing of Options and Corporate Liabilities. *The Journal of Political Economy*, 81 (3): 637-654.
- Bonfim, D. 2009. Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics. *Journal of Banking & Finance*, 33: 281-299.
- Brambor, T., *et al.* 2006. Understanding Interaction Models: Improving Empirical Analyses. *Political Analysis*, 14: 63-82.
- Bruneau, C., *et al.* 2012. Macroeconomic fluctuations and corporate financial fragility. *Journal of Financial Stability*, 8: 219-235.
- Bunn, P., & Redwood, V. *Company accounts based modelling of business failures and the implications for financial stability*. Working paper no. 210, Bank of England, London.
- Campbell, J., *et al.* 2008. In Search of Distress Risk. *The Journal of Finance*, 63 (6): 2899-2939.
- Castro, V. 2013. Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI. *Economic Modelling*, 31: 672-683.
- Chava, S., & Jarrow, R. A. 2004. Bankruptcy prediction with industry effects. *Review of Finance*, 8: 537-569.
- Choi, J. W. 2013. The 2007-2010 U.S. financial crisis: Its origins, progressions, and solutions. *The Journal of Economic Asymmetries*, 10: 65-77.
- Coats, P. K., & Fant, L. F. 1993. Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool. *Financial Management*, 22 (3): 142-155.

Das, S. R., *et al.* 2007. Common failings: How corporate defaults are correlated. *Journal of Finance*, 57: 93–117.

Corporate ratings criteria, 2006. *Standard & Poor's*.

Daskalakis, N., *et al.* 2017. The behaviour of SMEs' capital structure determinants in different macroeconomic states. *Journal of Corporate Finance*, 46: 248-260.

DeLong, E. R., *et al.* 1988. Comparing the Areas under Two or More Correlated Receiver Operating Characteristic Curves: A Nonparametric Approach. *Biometrics*, 44 (3): 837-845.

Díez-Esteban, J. M., *et al.* 2016. The role of institutional investors in propagating the 2007 financial crisis in Southern Europe. *Research in International Business and Finance*, 38: 439-454.

Donaldson, P., *et al.* 2015. *Genetics of Complex Disease*. Garland Science.

Drake, P. P., & Fabozzi, F. J. 2011. *The Basics of Finance: An Introduction to Financial Markets, Business Finance, and Portfolio Management*. John Wiley & Sons.

Duffie, D., *et al.* 2009. Frailty Correlated Default. *The Journal of Finance*, 64 (5): 2089- 2123.

Englemann, B., *et al.* 2003. *Measuring the Discriminative Power of Rating Systems*. Discussion paper no. 1-2003, Deutsche Bundesbank, Frankfurt.

Green, W. H. 2012. *Econometric Analysis* (7<sup>th</sup> edition). Pearson Education Limited.

Harada, N., & Kageyama, N. 2011. Bankruptcy dynamics in Japan. *Japan and the World Economy*, 23: 119-128.

Härdle, W., *et al.* 2009. Variable Selection and Oversampling in the Use of Smooth Support Vector Machines for Predicting the Default Risk of Companies. *Journal of Forecasting*, 28: 512-534.

Hartmann, P. 2010. Interaction of market and credit risk. *Journal of Banking & Finance*, 34: 697-702.

Hausman, J. A. 1978. Specification Tests in Econometrics. *Econometrica*, 46 (6): 1251-1271.

Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. 2013. *Applied Logistic Regression* (3<sup>rd</sup> edition). John Wiley & Sons.

Jayasekera, R. 2018. Prediction of company failure: Past, present and promising directions for the future. *International Review of Financial Analysis*, 55: 196-208.

Kiefer, N. M. 1988. Economic Duration Data and Hazard Functions. *Journal of Economic Literature*, 26 (2): 646-679.

Kleinbaum, D. G., & Klein, M. 2010. *Logistic Regression: A Self-Learning Text* (3<sup>rd</sup> edition). New York: Springer

- Lancaster, T. 1990. *The Econometric Analysis of Transition Data*. New York: Cambridge University Press.
- Liou, D. K., & Smith, M. Macroeconomic Variables and Financial Distress. *Journal of Accounting – Business & Management*, 14: 14-31.
- Merton, R. C. On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. *The Journal of Finance*, 29 (2): 449-470.
- Minsky, H.M., 1986. *Stabilizing an Unstable Economy*. Yale University Press, New Haven, CT.
- Mohammed, E. A. 2015. Emerging Business Intelligence Framework for a Clinical Laboratory Through Big Data Analytics. In Tran, Q. N., & Arabnia, H., *Emerging Trends in Computational Biology, Bioinformatics, and Systems Biology*: 577-602. Burlington: Morgan Kaufmann.
- O'Brien, R. M. 2007. A Caution Regarding Rules of Thumb for Variance Inflation Factors. *Quality & Quantity*, 41: 673-690.
- Ohlson, J. A. 1980. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18: 109-131.
- Pain, D., Vesala, J., 2004. *Driving factors of credit risk in Europe*. Mimeo.
- Raftery, A. E. 1995. Bayesian Model Selection in Social Research. *Sociological Methodology*, 25: 111-163.
- Schwarz, G. 1978. Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, 6 (2): 461-464.
- Sherbo, A. J., & Smith, A. J. 2013. The Altman Z-Score Bankruptcy Model at Age 45: Standing the Test of Time? *American Bankruptcy Institute Journal*, 32 (11): 40-41.
- Shumway, T. 2001. Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *The Journal of Business*, 74: 101-124.
- Spuchl'áková, E., *et al.* 2015. The Credit Risk and its Measurement, Hedging and Monitoring. *Procedia Economics and Finance*, 24: 675-681.
- Stein, R. M. 2005. The relationship between default prediction and lending profits: Integrating ROC analysis and loan pricing. *Journal of Banking & Finance*, 29: 1213-1236.
- Stein, R. M. 2007. Benchmarking default prediction models: pitfalls and remedies in model validation. *Journal of Risk Model Validation*, 1: 77-113.
- Tian, S., & Yu, Y. 2017. Financial ratios and bankruptcy predictions: An international evidence. *International Review of Economics and Finance*, 51: 510-526.

Tinoco, M. H., & Wilson, N. 2013. Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30: 394-419.

União Europeia. 2003. Recomendação da União Europeia relativa à definição de micro, pequenas e médias empresas de 6 de maio de 2003. *Jornal Oficial de 20 de maio*: L 124/36.

Ward, T. J., & Foster, B. P. 1997. A Note on Selecting a Response Measure for Financial Distress. *Journal of Business Finance & Accounting*, 24 (6): 869-879.

Wooldridge, J. M. 2012. *Introductory Econometrics: A Modern Approach* (5<sup>th</sup> edition). Mason: South-Western Cengage Learning.

Yu, W., *et al.* 2017. A Modified Hosmer–Lemeshow Test for Large Data Sets. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 46 (23): 11813-11825.

Zmijewski, M. E. 1984. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22: 59-82.

## Anexos

### Anexo 1. Teste de Levene para igualdade de variâncias

Variável	<i>p-value</i>
EBIT/TA	0,0000
SA/TA	0,0087
E/TC	0,0000
TL/TA	0,0000
NI/TA	0,0000
WC/TA	0,0000
SIZE	0,0313
EBIT/INT	0,0000
EBITDA/INT	0,0000
OR/DEBT	0,0000
CF/DEBT	0,1890
EBIT/E	0,0000
OR/SA	0,0000
D/TA	0,0000
CL/SA	0,0000
CL/TL	0,0140
GDP Growth	0,0000
Inflation	0,0000
Lending interest rate	0,0000
Producer Price Index	0,0000
House Price Index	0,0000
Unemployment Rate	0,9071
Domestic credit to private sector	0,0000
Long Term Interest Rate	0,0000
EUR/USD	0,0962
Main Stock Index	0,0000

Nota: Sob a hipótese nula, as variâncias de cada variável são iguais nos dois grupos.

**Anexo 2 - Variance Inflation Factor**

Variável	VIF
EBIT/TA	2,91
SA/TA	1,51
E/TC	2800,85
TL/TA	2801,44
NI/TA	2,81
WC/TA	1,14
SIZE	1,05
EBIT/INT	8,24
EBITDA/INT	8,13
OR/DEBT	1,65
CF/DEBT	1,58
EBIT/E	1,20
OR/SA	1,29
D/TA	1,96
CL/SA	1,31
CL/TL	1,34
GDP Growth	2,70
Inflation	4,23
Lending interest rate	3,65
Producer Price Index	2,13
House Price Index	1,88
Unemployment Rate	4,82
Domestic credit to private sector	4,32
Long Term Interest Rate	7,04
EUR/USD	2,48
Main Stock Index	2,88
VIF médio	226,11

## Anexo 3 - Coeficientes de correlação

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	L	M	N	O	P	Q	R	S
EBIT/TA (A)	1																	
SA/TA (B)	0,25	1																
NI/TA (C)	<b>0,76</b>	0,14	1															
SIZE (D)	-0,04	-0,13	-0,01	1														
OR/DEBT (E)	0,10	0,15	0,10	-0,04	1													
OR/SA (F)	-0,07	-0,17	-0,03	0,00	0,01	1												
D/TA (G)	-0,14	0,08	-0,23	0,01	-0,30	-0,03	1											
CL/SA (H)	-0,11	-0,18	-0,07	0,05	-0,02	0,42	-0,02	1										
CL/TL (I)	0,09	0,35	0,09	-0,16	0,12	-0,05	-0,21	0,03	1									
GDP Growth (J)	0,07	0,06	0,07	0,04	0,03	-0,01	-0,04	-0,01	-0,03	1								
Inflation (L)	0,03	0,03	0,02	-0,05	-0,01	0,00	0,04	-0,01	0,01	0,01	1							
Lending interest rate (M)	0,04	0,00	0,02	-0,09	-0,02	0,03	0,07	0,01	0,02	0,01	<b>0,60</b>	1						
Producer Price Index (N)	-0,04	-0,01	-0,04	0,06	0,03	-0,01	-0,03	0,00	-0,01	0,03	0,11	-0,28	1					
House Price Index (O)	-0,03	-0,02	0,00	0,05	0,02	-0,01	-0,03	0,02	0,00	0,18	-0,02	-0,21	0,21	1				
Unemployment Rate (P)	-0,11	-0,17	-0,07	0,00	-0,03	0,02	0,05	0,06	0,01	-0,17	-0,21	-0,07	0,26	0,28	1			
Domestic credit to private sector (Q)	-0,05	-0,11	-0,03	0,00	0,02	0,01	0,04	0,04	-0,04	-0,17	0,09	0,23	-0,01	0,41	<b>0,64</b>	1		
EUR/USD (R)	0,03	0,03	0,01	-0,08	-0,01	-0,01	0,04	0,00	0,01	-0,25	<b>0,60</b>	<b>0,65</b>	-0,18	-0,17	-0,16	0,14	1	
Main Stock Index (S)	-0,06	-0,15	-0,08	-0,06	-0,10	0,05	0,11	0,02	-0,01	-0,13	-0,08	0,11	-0,15	-0,23	0,26	0,03	-0,06	1

Nota: Coeficientes de correlação entre as variáveis independentes (macroeconômicas e financeiras). Correlações superiores a 0,5 encontram-se destacadas a negrito.

## Anexo 4 - Teste de Hausman

Variável	Coeficientes		Diferença (b-B)
	(b) Efeitos fixos	(B) Efeitos aleatórios	
EBIT/TA	-5,78	-5,22	-0,56
SA/TA	-0,15	-0,40	0,25
NI/TA	0,56	-4,80	5,36
SIZE	-1,55	-0,15	-1,40
OR/DEBT	0,00	0,00	0,00
OR/SA	-0,29	0,02	-0,31
D/TA	2,48	2,47	0,00
CL/SA	0,03	0,00	0,03
CL/TL	-0,07	1,03	-1,10
GDP Growth	36,91	-28,84	65,75
Inflation	89,77	-71,57	161,34
Lending interest rate	-183,67	60,25	-243,93
Producer Price Index	-3,64	11,49	-15,14
House Price Index	46,24	7,47	38,77
Unemployment Rate	348,70	8,30	340,40
Domestic credit to private sector	-77,85	-5,01	-72,84
EUR/USD	-23,02	-7,49	-15,53

Nota: Modelo estimado apenas para efeitos de verificação do teste de Hausman. A variável Main Stock Index não foi incluída na estimação devido ao facto de gerar problemas de conversão do modelo de efeitos fixos. B é inconsistente sob a hipótese alternativa e eficiente sob a hipótese nula. b é consistente sob a hipótese nula e alternativa.

$H_0$ : A diferença dos coeficientes não é sistemática

$$\chi^2 = 136,02$$

$$\text{Prob} > \chi^2 = 0,000$$

## Anexo 5 - Odds ratios dos modelos com variáveis categóricas de setor

	Modelo 2A	Modelo 2B	Modelo 3A	Modelo 3B	Modelo 5A	Modelo 5B
Manufatura						
Agricultura, florestas e pesca	1,771 (0,89)	2,055 (1,11)	1,579 (0,64)	1,575 (0,37)	1,332 (0,28)	1,431 (0,35)
Mineração	1,423 (0,44)	1,363 (0,39)	1,324 (0,32)		1,329 (0,27)	1,857 (0,58)
Águas e Gestão de Resíduos	3,331* (2,41)	3,385* (2,44)	2,910 (1,93)	1,557 (0,37)	0,980 (-0,02)	1,130 (0,12)
Construção	2,704*** (4,42)	3,103*** (5,02)	2,659*** (4,01)	4,257*** (3,40)	3,452*** (4,79)	3,880*** (5,16)
Comércio Grossista e Retalhista	1,116 (0,45)	1,168 (0,64)	1,106 (0,39)	1,443 (0,85)	1,242 (0,76)	1,350 (1,04)
Transportes e Armazenamento	0,520 (-1,44)	0,577 (-1,21)	0,506 (-1,43)	0,482 (-1,00)	0,671 (-0,80)	0,757 (-0,56)
Hotelaria e Restauração	1,142 (0,30)	1,246 (0,50)	1,509 (0,91)	1,289 (0,37)	1,993 (1,46)	2,146 (1,60)
Informação e Comunicação	0,394 (-1,90)	0,446 (-1,65)	0,404 (-1,77)	0,160 (-1,58)	0,485 (-1,17)	0,587 (-0,86)
Gestão de empresas	0,655 (-1,23)	0,502* (-1,99)	0,623 (-1,33)	0,120* (-2,46)	0,894 (-0,28)	0,809 (-0,51)
Agências imobiliárias	0,936 (-0,23)	0,962 (-0,13)	0,903 (-0,34)	0,548 (-1,21)	1,056 0,17	1,136 (0,39)
Ativ. Profissionais, científicas e técnicas	0,622 (-1,62)	0,561 (-1,96)	0,642 (-1,45)	0,267* (-2,20)	0,548 (-1,62)	0,604 (-1,35)
Ativ. Administrativas e de Suporte	0,603 (-1,12)	0,571 (-1,24)	0,679 (-0,84)	0,269 (-1,47)	1,109 (0,22)	1,106 (0,21)
Saúde e Serviço Social	0,317 (-1,12)	0,353 (-1,02)	0,437 (-0,80)	0,504 (-0,57)	0,68 (-0,38)	0,694 (-0,36)
Artes, entretenimento e recreação	0,578 (-0,87)	0,753 (-0,45)	0,863 (-0,23)	0,298 (-0,95)	1,005 (0,01)	1,197 (0,27)
Outros serviços	0,658 (-0,39)	0,742 (-0,28)	0,888 (-0,11)	1,721 (0,41)	1,147 (0,12)	1,817 (0,53)
<i>p-value</i> $\chi^2$	0,0000	0,0000	0,0000	0,0003	0,0000	0,0000

Nota: Este quadro reporta os *odds-ratios* relativos aos modelos com a variável categórica de setor. \* indica significativo a 5 %, \*\* indica significativo a 1% e \*\*\* indica significativo a 0,1 %. *P-value*  $\chi^2$  consiste no teste da significância conjunta dos coeficientes, onde a hipótese nula representa a igualdade a zero. *Z-values* em parênteses.

**Anexo 6 - Teste de Wald para a igualdade de níveis da variável categórica *Sector***

	$\chi^2$	<i>p-value</i>
Modelo 2A	70,24	0,0000
Modelo 2B	86,13	0,0000
Modelo 3A	55,79	0,0000
Modelo 3B	39,83	0,0003
Modelo 5A	56,93	0,0000
Modelo 5B	59,98	0,0000

Nota: Os níveis da variável categórica são todos iguais sob a hipótese nula

## Anexo 7 - Modelos com variáveis financeiras e categóricas de setor e tempo

	Modelo 3A	Modelo 3B
EBIT/TA	-10,870*** (-15,71)	
SA/TA	-0,409*** (-4,10)	-0,420*** (-4,15)
SIZE	-0,276*** (-4,03)	-0,249*** (-3,58)
D/TA	3,001*** (11,60)	2,827*** (10,81)
CL/SA	0,003* (2,55)	
CL/TL	1,574*** (6,10)	1,746*** (6,68)
NI/TA		-7,806*** (-15,60)
OR/SA		0,075* (2,01)
Manufatura		
Agricultura, florestas e pesca	0,457 (0,64)	0,497 (0,68)
Mineração	0,281 (0,32)	0,258 (0,29)
Águas e Gestão de Resíduos	1,068 (1,93)	1,102* (1,97)
Construção	0,978*** (4,01)	1,139*** (4,68)
Comércio Grossista e Retalhista	0,100 (0,39)	0,138 (0,53)
Transportes e Armazenamento	-0,681 (-1,43)	-0,571 (-1,19)
Hotelaria e Restauração	0,411 (0,91)	0,518 (1,14)
Informação e Comunicação	-0,907 (-1,77)	-0,762 (-1,49)
Gestão de empresas	-0,474 (-1,33)	-0,721* (-1,98)
Agências imobiliárias	-0,102 (-0,34)	-0,081 (-0,27)
Ativ. Profissionais, científicas e técnicas	-0,443 (-1,45)	-0,512 (-1,64)

(continua)

## Anexo 7 - Modelos com variáveis financeiras e categóricas de setor e tempo (continuação)

	Modelo 3A	Modelo 3B
Ativ. Administrativas e de Suporte	-0,388 (-0,84)	-0,462 (-0,98)
Educação		
Saúde e Serviço Social	-0,827 (-0,80)	-0,899 (-0,86)
Artes, entretenimento e recreação	-0,148 (-0,23)	-0,068 (-0,10)
Outros serviços	-0,119 (-0,11)	-0,064 (-0,06)
2008		
2009		
2010	-3,411*** (-5,52)	-3,334*** (-5,39)
2011		
2012	-1,743*** (-5,52)	-1,803*** (-5,53)
2013	-1,486*** (-5,35)	-1,513*** (-5,31)
2014	-1,233*** (-4,82)	-1,208*** (-4,73)
2015	-0,642** (-2,90)	-0,638** (-2,85)
2016	-0,086 (-0,44)	-0,128 (-0,64)
2017		
Constante	-5,409*** (-6,04)	-6,047*** (-6,70)
Observações	144.416	140.736
$\chi^2$	409,65	79,95

Nota: *Z-values* em parênteses. O ano 2007 está omitido porque não foram utilizados dados daquele ano. Os modelos foram estimados utilizando regressão logística com efeitos aleatórios. Wald  $\chi^2$  é a medida que testa a significância global dos coeficientes. \* indica significativo a 5 %, \*\* indica significativo a 1% e \*\*\* indica significativo a 0,1 %.

## Anexo 8 - Modelos com interações

	Modelo 4A com variável PIIGS	Modelo 4A com interações
EBIT/TA	-10,620*** (-19,22)	-10,580*** (-16,56)
SA/TA	-0,513*** (-5,41)	-0,573*** (-4,68)
SIZE	-0,149** (-2,63)	-0,225** (-3,00)
D/TA	2,988*** (13,44)	3,142*** (11,91)
CL/SA	0,003* (2,26)	0,004** (2,60)
CL/TL	1,005*** (4,28)	1,166*** (3,94)
GDP growth	-8,714 (-1,89)	58,830* (2,56)
Inflation	-50,780*** (-5,83)	-36,110 (-0,82)
Lending Interest Rate	16,080 (0,98)	-100,000 (-1,01)
Producer Price Index	3,320 (0,95)	-26,170* (-2,32)
House Price Index	3,093*** (3,94)	7,140 (1,37)
Unemployment Rate	-2,551 (-0,86)	5,168 (0,55)
Domestic Credit to Private Sector	-3,480*** (-5,49)	-2,892* (-2,00)
EUR/USD	-4,987*** (-5,69)	-4,552 (-1,60)
Main Stock Index	-3,352*** (-4,25)	-10,250** (-2,60)
PIIGS	2,076*** (8,66)	-19,600 (-1,05)
GDP growth*PIIGS		-71,960** (-2,92)
Inflation*PIIGS		-2,721 (-0,06)
Lending Interest Rate*PIIGS		129,300 (1,24)
Producer Price Index*PIIGS		23,530 (1,31)

(continua)

## Anexo 8 - Modelos com interações (continuação)

	Modelo 4A com variável PIIGS	Modelo 4A com interações
House Price Index*PIIGS		-2,393 (-0,44)
Unemployment Rate*PIIGS		7,414 (0,56)
Domestic Credit to Private Sector*PIIGS		-4,096 (-1,66)
EUR/USD*PIIGS		0,669 (0,21)
Main Stock Index*PIIGS		7,501 (1,81)
Constante	-4,704 (-1,19)	21,780* (2,04)
Observações	181.312	272.058
Wald $\chi^2$	843,02	889,75

Nota: *Z-values* em parênteses. Os modelos foram estimados utilizando regressão logística com efeitos aleatórios. Wald  $\chi^2$  é a medida que testa a significância global dos coeficientes. \* indica significativo a 5 %, \*\* indica significativo a 1% e \*\*\* indica significativo a 0,1 %.

## Anexo 8 - Modelos com interações (continuação)

	Modelo 4B com variável PIIGS	Modelo 4B com interações
EBIT/TA	-0,613*** (-4,75)	-0,611*** (-4,70)
SA/TA	-7,281*** (-13,71)	-7,156*** (-13,47)
SIZE	-0,224** (-2,93)	-0,249** (-3,20)
D/TA	2,944*** (10,10)	2,968*** (10,10)
CL/SA	0,002 (1,48)	0,002 (1,61)
CL/TL	1,360*** (4,43)	1,372*** (4,38)
GDP growth	-12,050* (-1,99)	59,270* (2,23)
Inflation	-55,590*** (-4,38)	-61,200 (-1,26)
Lending Interest Rate	4,738 (0,19)	-90,410 (-0,83)
Producer Price Index	1,832 (0,39)	-23,310* (-2,01)
House Price Index	5,256** (3,14)	10,650 (1,83)
Unemployment Rate	-1,001 (-0,24)	2,508 (0,27)
Domestic Credit to Private Sector	-3,890*** (-4,44)	-3,227* (-2,21)
EUR/USD	-5,699*** (-4,83)	-3,919 (-1,28)
Main Stock Index	-4,398*** (-3,93)	-8,933* (-2,14)
GDP growth*PIIGS		-73,620** (-2,63)
Inflation*PIIGS		19,270 (0,38)
Lending Interest Rate*PIIGS		113,300 (0,99)
Producer Price Index*PIIGS		23,620 (1,31)

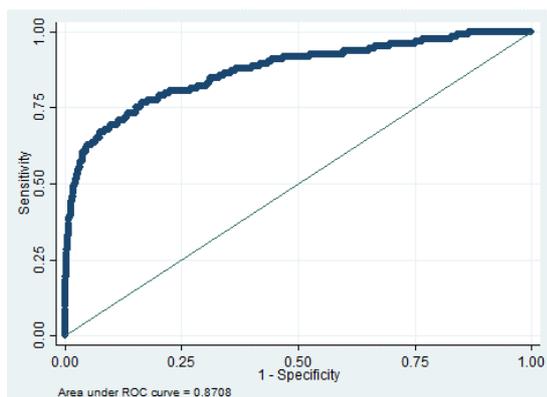
(continua)

## Anexo 8 - Modelos com interações (continuação)

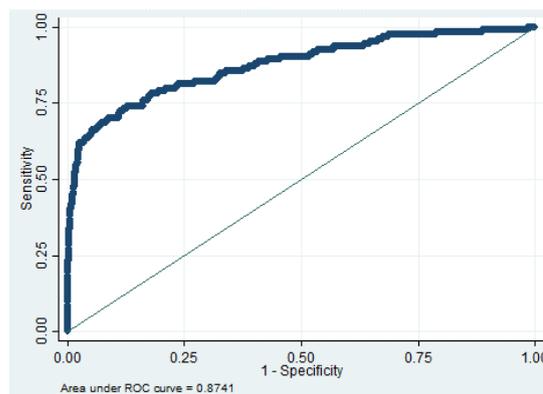
	Modelo 4B com variável PIIGS	Modelo 4B com interações
House Price Index*PIIGS		-6,179 (-1,02)
Unemployment Rate*PIIGS		6,734 (0,51)
Domestic Credit to Private Sector*PIIGS		-2,962 (-1,20)
EUR/USD*PIIGS		0,317 (0,09)
Main Stock Index*PIIGS		6,310 (1,44)
PIIGS	2,058*** (-5,98)	-16,210 (-0,87)
Constante	-3,667 (-0,67)	15,050 (1,38)
N	176.651	176.651
Wald $\chi^2$	485,75	473,77

Nota: *Z-values* em parênteses. Os modelos foram estimados utilizando regressão logística com efeitos aleatórios. Wald  $\chi^2$  é a medida que testa a significância global dos coeficientes. \* indica significativo a 5 %, \*\* indica significativo a 1% e \*\*\* indica significativo a 0,1 %.

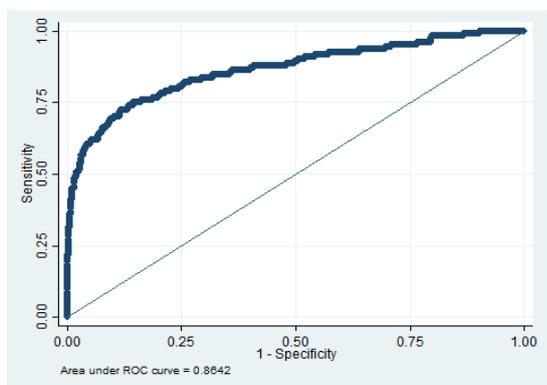
Anexo 9 - Curvas ROC



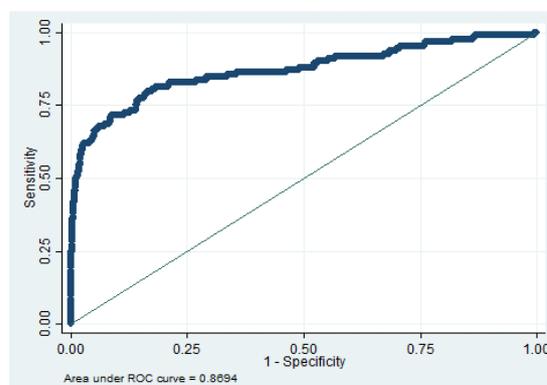
Modelo 1A



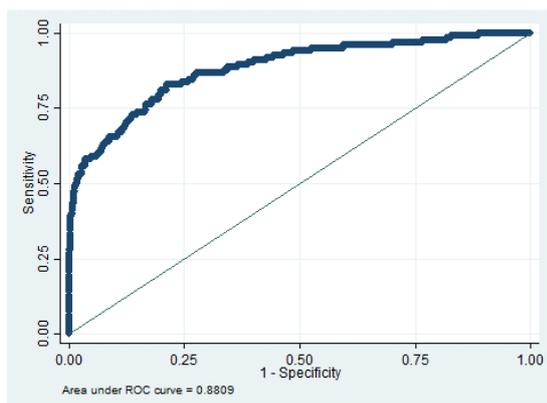
Modelo 1B



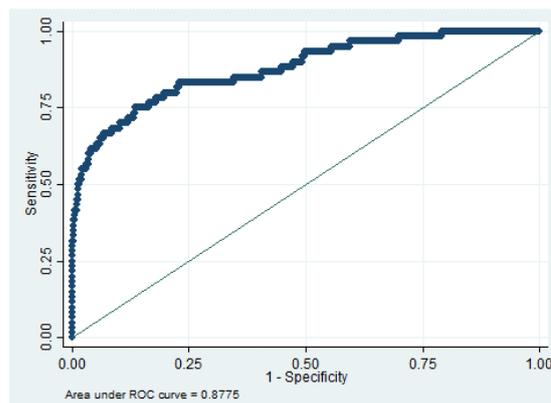
Modelo 2A



Modelo 2B



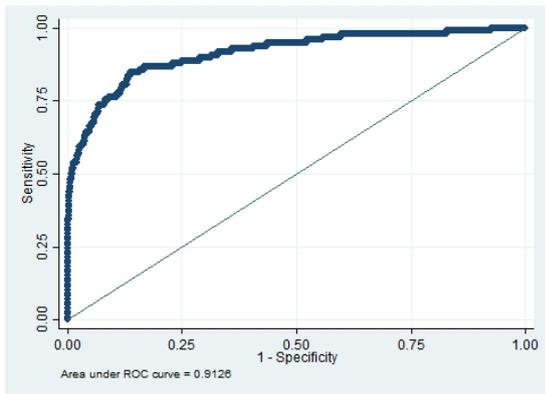
Modelo 3A



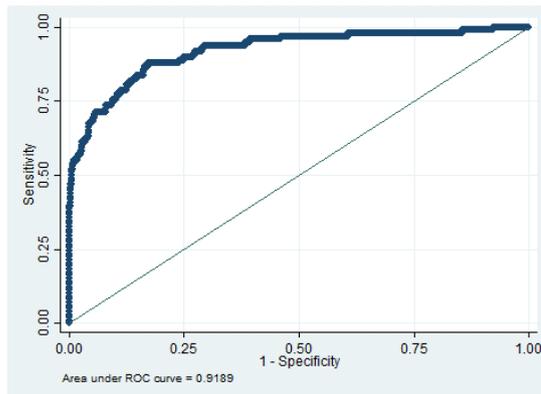
Modelo 3B

(continua)

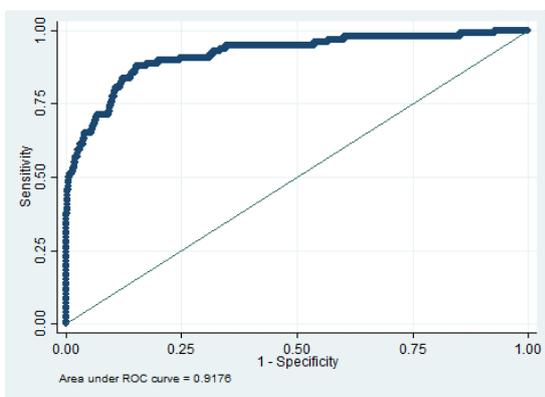
Anexo 9 - Curvas ROC (continuação)



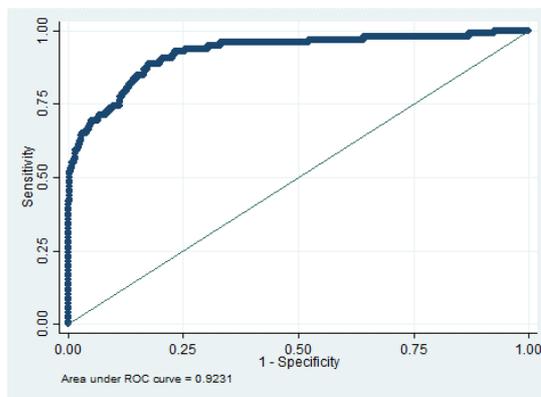
Modelo 4A



Modelo 4B

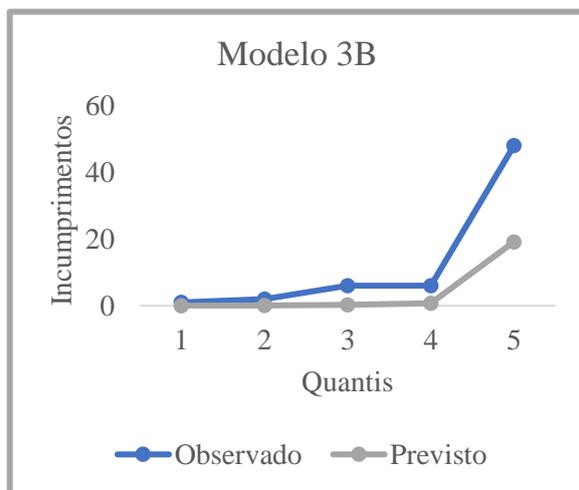
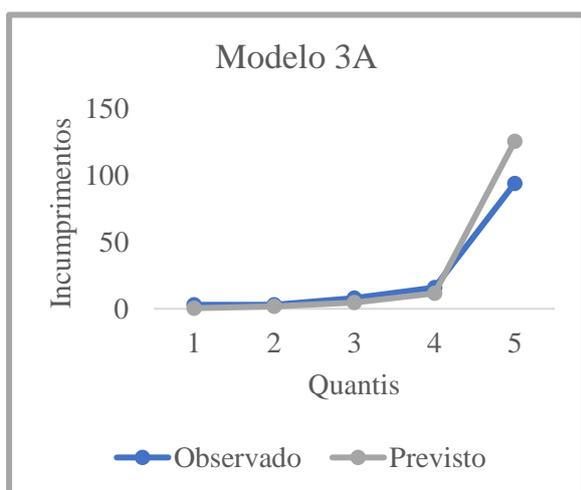
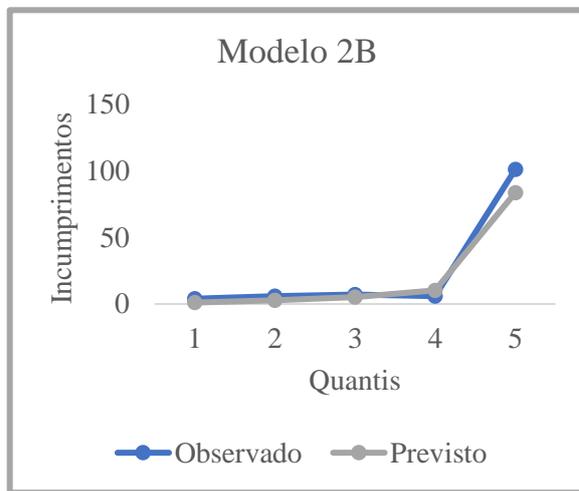
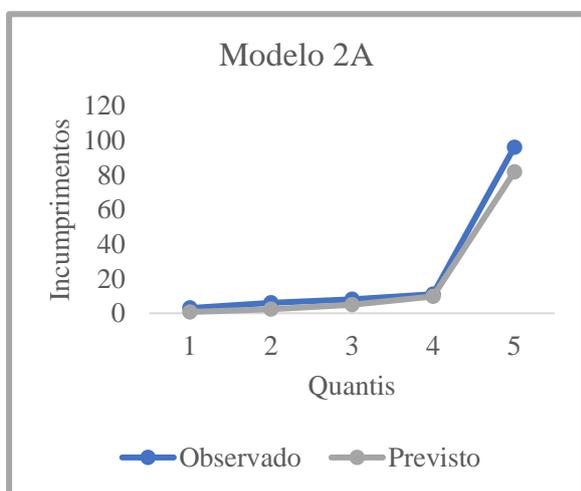
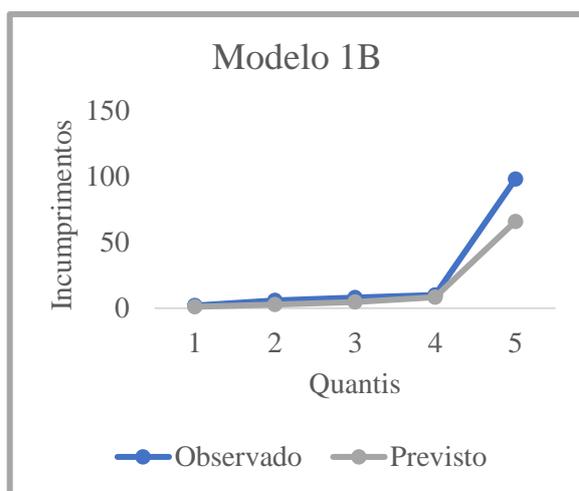
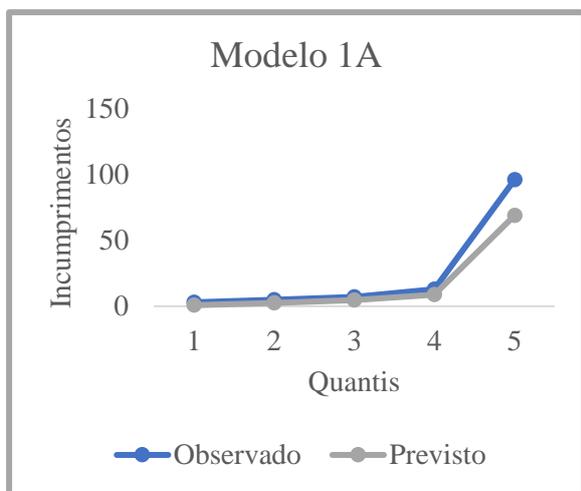


Modelo 5A



Modelo 5B

Anexo 10 - Qualidade da calibração: *outcome* observado vs previsto



(continua)

Anexo 10 - Qualidade da calibração: *outcome* observado vs previsto (continuação)

